

République Algérienne Démocratique et Populaire
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي



Ecole Nationale Polytechnique
Département Génie Industriel
Spécialité Data Science et Intelligence
Artificielle



Mémoire de projet de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état
en Génie Industriel - option Data Sciences et Intelligence Artificielle

Conception d'un Système Cyber-Physique d'Aide à la Décision pour la Gestion Intelligente des Serres Agricoles

Proposé et dirigé par :

M. Samir BOUAZIZ, UP-Saclay.
M. Abderrahmane BOUBEZOU, UP Saclay.
M. Abderrahmane BOUCHEFFA, UP-Saclay.
M. Hakim FOURAR-LAIDI, ENP.

Réalisé par :

Mlle. Nour Meriem BOUAYED.
M. Rayane KIMOUCHE.

Publié et présenté le 4 juillet 2023

Président du Jury	M. Iskander ZOUAGHI	MCA	ENP
Promoteur	M. Hakim FOURAR LAIDI	MCA	ENP
Examineur	M. Oussama ARKI	MCB	ENP

République Algérienne Démocratique et Populaire
الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي



Ecole Nationale Polytechnique
Département Génie Industriel
Spécialité Data Science et Intelligence
Artificielle



Mémoire de projet de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état
en Génie Industriel - option Data Sciences et Intelligence Artificielle

Conception d'un Système Cyber-Physique d'Aide à la Décision pour la Gestion Intelligente des Serres Agricoles

Proposé et dirigé par :

M. Samir BOUAZIZ, UP-Saclay.
M. Abderrahmane BOUBEZOU, UP Saclay.
M. Abderrahmane BOUCHEFFA, UP-Saclay.
M. Hakim FOURAR-LAIDI, ENP.

Réalisé par :

Mlle. Nour Meriem BOUAYED.
M. Rayane KIMOUCHE.

Publié et présenté le 4 juillet 2023

Président du Jury	M. Iskander ZOUAGHI	MCA	ENP
Promoteur	M. Hakim FOURAR LAIDI	MCA	ENP
Examineur	M. Oussama ARKI	MCB	ENP

ENP 2023

ملخص

الهدف من هذه المذكرة هو تحسين إنتاجية الزراعة من خلال توفير مساعدة تكنولوجية للمزارعين. نقترح نظامًا سايرفيزيائيًا لدعم اتخاذ القرارات في إدارة البيوت الزراعية. بدأنا ببناء بيت زراعي نموذجي وإعداد شبكة من أجهزة الاستشعار لاستلام البيانات بشكل فوري. ثم قمنا بتنفيذ خادم بعيد آمن لتخزين البيانات وتوفير إمكانية الوصول إليها. بالإضافة إلى ذلك، قمنا بتطوير وحدات الذكاء الاصطناعي باستخدام أنواع مختلفة من البيانات الزراعية لتوفير رؤى دقيقة للمزارعين وتسهيل اتخاذ قرارات مستنيرة لتحقيق أقصى إنتاجية للمحاصيل. وأخيرًا، حددنا إمكانية التوأمة الرقمية كأداة متقدمة للمحاكاة والتنبؤ، مما يمهد الطريق للتحسين المستقبلي.

كلمات مفتاحية: الزراعة الدقيقة، البيوت الذكية، نظام مساعدة في اتخاذ القرار، الذكاء الاصطناعي، الإنترنت المشترك للأشياء

Abstract

Our final project aimed to optimize agricultural productivity by providing farmers with technological assistance in decision-making processes, using a cyber-physical decision support system for intelligent greenhouse management. A prototype greenhouse was constructed following a design thinking approach, and a network of IoT sensors enabled real-time data acquisition. A secure remote server was implemented for data storage and accessibility. Additionally, artificial intelligence modules were developed, utilizing various agricultural data types to provide accurate insights to farmers, facilitating informed decisions for maximizing crop productivity. While the full integration of the IoT system in the constructed greenhouse still needed to be completed, the groundwork was laid for future implementation, including sensor placement, communication protocols, and interface specifications. Furthermore, the potential of digital twinning as an advanced simulation and anticipation tool was identified, paving the way for further optimization.

Keywords: Precision agriculture, Smart greenhouses, Decision support system, Artificial intelligence, IoT.

Résumé

Dans le cadre de notre projet de fin d'études, nous avons conçu et développé un système cyber-physique d'aide à la décision pour la gestion intelligente des serres, l'objectif étant d'optimiser la productivité agricole en fournissant aux agriculteurs une assistance technologique dans leurs processus de prise de décision. En adoptant une approche de design thinking, nous avons construit un prototype de serre et mis en place un réseau de capteurs IoT pour l'acquisition de données en temps réel. Un serveur distant sécurisé a été implémenté pour le stockage et l'accessibilité des données. De plus, nous avons développé des modules d'intelligence artificielle exploitant différents types de données agricoles afin de fournir des informations précises aux agriculteurs, les aidant à prendre des décisions éclairées pour maximiser la productivité de leurs cultures. Bien que l'intégration complète du système IoT dans la serre construite n'ait pas été finalisée, nous avons posé les bases pour une future mise en œuvre, notamment en ce qui concerne l'emplacement des capteurs et les protocoles de communication. Par ailleurs, nous avons identifié le potentiel du jumeau numérique en tant qu'outil de simulation avancé et d'anticipation, ouvrant ainsi la voie à une optimisation ultérieure.

Mots clés : Agriculture de précision, Serres intelligentes, Système d'aide à la décision, Intelligence artificielle, IoT

Dédicaces

*A ma tendre **mère** adorée, ma confidente, mon rayon de soleil, mon tout. Les mots ne sauront décrire tout l'amour que j'ai pour toi et toute la gratitude que je ressens. Merci de m'avoir toujours hissée vers le haut, ta présence bienveillante et ton soutien inconditionnel ont été les piliers de ma réussite. C'est avec beaucoup d'émotion et de reconnaissance que je te dédie ce travail. Merci pour tout, ma merveilleuse maman. Que Dieu te préserve.*

*A mon **père** chéri, ma source d'inspiration et mon modèle de force et de sagesse. Tes encouragements infaillibles et ton soutien indéfectible ont été les piliers de ma vie. Tu as toujours été là pour me guider, me conseiller et m'encourager à poursuivre mes rêves. A travers ce modeste travail, je souhaite exprimer toute ma gratitude et te dire combien je t'aime. Merci pour tout mon merveilleux papa.*

*A mes très chers **grands-parents**...*

*A ma **mamou** adorée, merci pour ton amour inconditionnel et ton soutien infaillible depuis ma plus tendre enfance. Tu as toujours été là pour moi, me prodiguant tes conseils avisés, séchant mes larmes et célébrant mes réussites. Ta présence réconfortante et ton affection sans limites ont façonné la personne que je suis aujourd'hui. Je suis infiniment reconnaissante d'avoir une mamou aussi merveilleuse que toi.*

*A mon cher **papou**, je me souviens très bien du jour où tu m'as accompagnée à mon tout premier examen, la 5ème. Me voilà aujourd'hui, des années plus tard, prête à conclure ce parcours académique. Je tenais à te dire combien ta présence et ton soutien tout au long de ces années ont été précieux pour moi. Je t'aime papou.*

*A mon cher **papy**, ton esprit vif et ta sagesse ont toujours été une source d'inspiration pour moi. Dès mon plus jeune âge, tu as cultivé en moi le goût de la lecture et de l'apprentissage, et tu m'as toujours encouragé à aller plus loin et à donner le meilleur de moi-même. Pour ça je t'en suis infiniment reconnaissante. Je t'aime papy.*

*A la mémoire de ma chère **mamy**, que Dieu t'offre Sa miséricorde et t'accueille en son vaste paradis. Je t'aime mamy.*

*À mes **frères** bien-aimés, Aniss et Mehdi, merci à vous pour votre complicité et votre présence précieuse dans ma vie. A travers les hauts et les bas, nous avons grandi ensemble et je suis fière des grands garçons que vous êtes devenus. Je vous souhaite beaucoup de réussite dans vos études universitaires et beaucoup de succès par la suite. Je vous aime de tout mon coeur.*

*A ma très chère **Lola**, tu es bien plus qu'une amie, tu es la sœur que je n'ai jamais eue. Ta gentillesse, ta générosité et ta loyauté sont des qualités qui t'illuminent et qui font de toi une personne spéciale. Merci pour ton oreille attentive et tes conseils précieux. A notre amitié ! Je te souhaite beaucoup de succès. Je t'aime fort.*

Enfin, à toute la famille DSIA, vous avez rendu ces années de spécialité inoubliables. Je vous souhaite beaucoup de succès dans vos carrières futures.

Nour.

À ma merveilleuse famille, mes chères collègues de classe et aux membres d'IEC,
Alors que cette étape majeure de ma vie éducative arrive à son terme et en ce moment précieux où j'écris les dernières lignes de rapport de PFE, je ne peux pas m'empêcher de vous adresser une dédicace spéciale à vous tous.

À mes parents, qui ont été mes guides, mes mentors, ma force motrice et bien sûr mes plus fervents supporteurs depuis mon plus jeune âge. Je me souviens comme si c'était hier, du premier jour de ma rentrée scolaire, vous étiez là, prêt à m'encourager et à m'accompagner dans cette nouvelle aventure, je vous suis profondément reconnaissant et sachez le bien que tout ce que vous avez fait pour moi, votre soutien indéfectible et vos sacrifices incessants ont été les moteurs de mon épanouissement et ont fait de moi ce que je suis devenu aujourd'hui. Franchir cette étape est juste le début d'une nouvelle aventure dans le monde professionnel. Je suis profondément conscient que tout ce que je serai dans le futur, je le dois en grande partie à votre amour inconditionnel.

À mes jeunes sœurs que je leur adresse mes sincères félicitations pour leurs réalisations remarquables ayant obtenu le BEM et de la License. Je suis vraiment fière de vous.

À ma grande famille, mes grands-parents, mes oncles et tantes, cousins et cousines, je vous adresse également mes remerciements les plus chaleureux. Je n'oublierais jamais votre présence et vos encouragements qui ont illuminé ma vie et mon parcours éducatif.

À mes chers amis et camarades de promotion, je suis profondément reconnaissant et chanceux de vous avoir un par un et d'avoir partagé cette aventure indélébile avec vous. Étant la première promotion en DSAI qui puisse exister à Polytech, nous avons surmonté des obstacles ensemble, partagé des connaissances ensemble, créé des liens qui vont au-delà du cadre scolaire, partagé des moments de joie et de rire à rendu cette expérience vraiment mémorable. Merci à mes binômes **Moncef et Nour**, avec qui j'ai eu la chance de collaborer dans mes projets. Merci à **Sarah, Nawel, Stif, Amel, Doudou, Rojo, Yousra, Anes, Lina, Chaima, Sofiane, Monaim, Amira, Mondir, Ramy, Anis et Hachem**. Merci également à mes camarades connexes : **Islem, Mehdi, Rayane, Maissa, Keltoum** et toute l'équipe management.

Spéciale remerciement à ma petite famille : **Moncef, Anis, Hynd, Thafat, Sarah, Doudou, Zineb et Mehdi**

Aux membres de notre club étudiant IEC, je tiens à vous exprimer ma gratitude sincère. Votre passion, votre dévouement et votre créativité ont contribué à faire de notre club un espace d'épanouissement et d'exploration.

Rayane

Remerciements

La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui nous voudrions témoigner toute notre gratitude et notre respect.

Tout d'abord, nous souhaitons remercier Monsieur **BOUAZIZ**, responsable du projet, de nous avoir sélectionnés et de nous avoir permis de vivre cette expérience unique de stage en mobilité internationale en partenariat avec une grande université française. Nous en avons énormément appris, tant sur le plan académique qu'humain.

Merci, par la même occasion, à toutes les personnes ayant contribué à la participation de notre Ecole dans ce type de programmes de collaboration internationale.

Ensuite, nous souhaitons exprimer notre sincère gratitude envers l'ensemble de l'équipe encadrante (Messieurs **BOUAZIZ**, **BOUCHEFFA**, **BOUBEZOUL**, et **FOURAR**) pour leur dévouement sans faille au projet. Leurs orientations et leurs précieux conseils dans leurs domaines d'expertise respectifs ont été essentiels tout au long de ce travail. Sans leur soutien, rien de tout ce qui a été accompli n'aurait été possible.

Un grand merci également à Madame **HASSAN** pour avoir partagé avec nous son expertise en agronomie durant le projet.

Nous remercions également Madame **SATOUR** et Monsieur **SADOUN**, qui ont généreusement consacré leur temps et partagé leur expertise avec nous. Leur aide inestimable dans la partie "réseau" et "connexion au serveur de l'ENP depuis le réseau interne de la serre" a été d'une importance capitale.

Nous tenons également à exprimer notre profonde reconnaissance envers toute l'équipe du **service technique de l'IUT d'Orsay**, en particulier Fabrice, pour avoir mis à notre disposition les moyens nécessaires à la construction et à l'entretien de notre serre prototype. Leur assistance, même pendant leurs congés, a été d'une aide précieuse et nous a beaucoup touchés.

Merci également à notre chère amie et camarade de promotion **Yousra**, qui a généreusement proposé de nous prêter main forte durant notre développement de l'interface de l'application.

Nous adressons nos remerciements à nos collègues : **Samy, Yasmine, Roger, Clément, Issa, Lucas, Julien et Michel**, pour leur aide et leur sympathie constante et bien sûr à monsieur **Pascal** qui nous a prêté des transplantoirs un jour. Nos journées au 640 n'auraient pas été les mêmes sans leur présence à nos côtés.

Enfin, nous tenons à exprimer notre reconnaissance envers le **personnel administratif** des deux établissements : l'ENP et l'UP-Saclay. Leur professionnalisme et leur dévouement ont facilité le bon déroulement de notre projet.

Nos remerciements s'adressent également à tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire, même si leur nom n'est pas mentionné ici.

Pour finir, une agréable pensée à **Loki**, pour la gaieté qu'il a apportée à nos après-midis de jardinage en serre.

Table des matières

Dédicaces.....	
Remerciements	
Liste des figures	
Introduction Générale	10
Partie 1 : État de l'art et cadre théorique du projet.....	13
Chapitre 1 : Cadre et méthodologie	14
1.1. Cadre du projet.....	14
1.2. Démarche de la revue littéraire	15
1.3. Conclusion	16
Chapitre 2 : Les systèmes d'aide à la décision et l'agriculture de précision	17
2.1. Introduction.....	17
2.2. Classification des systèmes d'aide à la décision	17
2.3. Conclusion	22
Chapitre 3 : Systèmes de collecte de données dans les serres agricoles.....	23
3.1. Introduction.....	23
3.2. Facteurs déterminants	24
3.3. Capteurs ponctuels	25
3.4. Capteurs optiques	26
3.5. Architectures des réseaux de capteurs dans les serres agricoles.....	32
3.6. Question de l'emplacement optimal des capteurs dans la serre	33
3.7. Correction des données après acquisition	35
3.8. Conclusion	37
Partie 2 : Proposition et conception d'une solution.....	38
Chapitre 4 : Analyse du besoin et positionnement dans la problématique	39
4.1. Introduction.....	39
4.2. Approche de résolution du problème.....	39
4.3. Identification des défis et des problèmes.....	40
4.4. Détermination des besoins des acteurs.....	41
4.5. Analyse des contraintes et des ressources disponibles :	41
4.6. Conclusion	42
Chapitre 5 : Architecture de la solution proposée.....	43
5.1. Introduction.....	43
5.2. Système cyber-physique proposé	43
5.3. Le domaine physique.....	45
5.4. Le domaine numérique	45
5.5. Tâches du projet et diagramme de Gantt.....	46
5.6. Conclusion	47
Partie 3 : Réalisation de la solution proposée.....	48
Chapitre 6 : Jumeau physique	49
6.1. Introduction.....	49

6.2. La serre	49
6.3. Espèces végétales cultivées.....	52
6.4. Système d'irrigation des plantes	53
6.5. Conclusion	55
Chapitre 7 : Interface jumeau physique-numérique pour la collecte des données.	56
7.1. Système IOT : vue d'ensemble	56
7.3. Composantes du système.....	57
7.4. Emplacement du système dans la serre	64
7.5. Transmission des données au serveur distant.....	67
7.6. Conclusion	67
Chapitre 8 : Jumeau numérique	68
8.1. Introduction.....	68
8.2. Description de l'application proposée	68
8.3. Schéma conceptuel de la base de données.....	69
8.4. Modules de l'application.....	71
8.5. Interface utilisateur.....	72
Chapitre 9 : Détail de l'implémentation du module d'estimation de la densité des mauvaises herbes	76
9.1. Introduction.....	76
9.2. But	76
9.3. Approches communément utilisées.....	77
9.4. Méthode adoptée	79
9.5. Résultats	86
9.6. Conclusion	89
Chapitre 10 : Détail de l'implémentation du module de prévision et d'extrapolation de l'humidité du sol.....	90
10.1. Données.....	90
10.2. But	91
10.3. Modèle prévisionnel proposé.....	92
10.4. Modèle d'extrapolation proposé.....	97
10.5. Conclusion.....	100
Chapitre 11 : Discussion des objectifs atteints et prochaines étapes du projet	101
11.1. Positionnement de notre solution par rapport à la problématique de départ.....	101
11.2. Perspectives d'améliorations futures de la solution actuelle.....	102
Conclusion générale	105
Références	107
Annexe.....	110

Liste des figures

Figure 1 : Processus de contrôle d'une serre agricole.....	14
Figure 2 : Étapes de conception d'un système de collecte de données dans une serre agricole.....	23
Figure 3: Principe de fonctionnement des capteurs.....	26
Figure 4 : Domaines du spectre électromagnétique	27
Figure 5 : Spectre de réflectance d'une feuille verte dans le domaine optique.....	27
Figure 6 : Différence entre les courbes de réflectance de trois plantes de la même espèce à différents stades de maladie [12].....	28
Figure 7 : Liste des indices de végétation les plus communément utilisées [18].....	31
Figure 8: Architecture typique d'un réseau de capteurs sans fils en agriculture.....	33
Figure 9: Distorsions de l'image dues à l'optique de la caméra.....	36
Figure 10: Architecture globale du système cyber-physique d'aide à la décision proposé..	44
Figure 11: Diagramme de Gantt du projet.....	47
Figure 12: Structures de serres agricoles.....	50
Figure 13 : Photos de la serre construite	51
Figure 14: Organisation de la serre	53
Figure 15: Croissance des cultures dans la serre	53
Figure 16: Systèmes d'irrigation installés.....	54
Figure 17: Architecture du système IoT.....	56
Figure 18: Raspberry Pi 4 modèle B avec carte d'extension multi-caméras	58
Figure 19: ESP32 avec circuit.....	58
Figure 20: Multiple Sensor Cobber v2.0	59
Figure 21: : SGP 30, capteur de gaz atmosphériques, utilisé principalement pour le CO2 ..	60
Figure 22: Grove - Capteur d'humidité capacitif (résistant à la corrosion)	60
Figure 23: Arducam Multi-camera board V2.2.....	61
Figure 24: : Rails et crochets imprimés pour le système de suspension	65
Figure 25: Mécanisme de translation de la boîte mobile.....	65
Figure 26: Boîte mobile portant les caméras.....	65
Figure 27: Emplacement des quatre caméras dans la boîte suspendue en haut de la serre (vue de dessus)	67
Figure 28: : Procédé de prise d'images séquentielles dans la serre afin de faciliter le recollage spatial et la superposition spectrale	Error! Bookmark not defined.
Figure 29: Architecture de l'application proposée.....	69
Figure 30: Modèle conceptuel de la base de données proposée. Formalisme : ER Diagram (Crow's Foot Style)	71
Figure 31: De gauche à droite : page d'accueil générale de l'application, page principale de la serre sélectionnée, page de localisation géographique de la serre	72
Figure 32: Pages du module de détection de mauvaises herbes.....	73
Figure 33: Pages du module d'inspection de l'état du sol.....	73
Figure 34: Espace observations de l'agriculteur	74

<i>Figure 35: Forum d'échange entre agriculteurs</i>	<i>75</i>
<i>Figure 36: Carré de laitues dans la serre à forte densité de mauvaises herbes.....</i>	<i>77</i>
<i>Figure 37: Exemple explicatif de segmentation sémantique</i>	<i>77</i>
<i>Figure 38: Diagramme de la méthode utilisée pour la cartographie des mauvaises herbes</i>	<i>79</i>
<i>Figure 39: Interface de Anylabeling pour l'annotation des données.....</i>	<i>81</i>
<i>Figure 40: Architecture de UNet, basée sur l'article [30].....</i>	<i>82</i>
<i>Figure 41: Représentation visuelle détaillée de l'architecture VGG-UNet extraite de l'article de [31].....</i>	<i>83</i>
<i>Figure 42: Résultat de la prédiction sur une image de notre serre.....</i>	<i>87</i>
<i>Figure 43: Résultat de la prédiction sur une image de notre serre.....</i>	<i>87</i>
<i>Figure 44: Résultat de l'Algorithme de suppression de l'arrière-plan.....</i>	<i>88</i>
<i>Figure 45: Résultat final de la méthode.....</i>	<i>88</i>
<i>Figure 46: A gauche l'endroit de prélèvement des données en Australie. A droite, un schéma à propos du point de prélèvement.....</i>	<i>90</i>
<i>Figure 47: graphique représentant la décroissance de la teneur en eau prélevée à partir de 5 zones différentes.....</i>	<i>91</i>
<i>Figure 48: Illustration d'une série chronologique à deux variables.....</i>	<i>92</i>
<i>Figure 49: Graphique représentant l'évolution de l'apprentissage du modèle prévisionnel</i>	<i>93</i>
<i>Figure 50 : Test du modèle de prévision sur des historiques de test.....</i>	<i>95</i>
<i>Figure 51: Architecture du modèle LSTM pour la prédiction de l'état de l'humidité du sol</i>	<i>96</i>
<i>Figure 52: Architecture du réseau de neurones pour l'extrapolation spatiale.....</i>	<i>98</i>
<i>Figure 53: Graphique représentant l'évolution de l'entraînement du modèle.....</i>	<i>98</i>
<i>Figure 54 : Estimation spatiale de la propagation de l'humidité du sol avec mesures homogènes.....</i>	<i>99</i>
<i>Figure 55: Estimation spatiale de la propagation de l'humidité du sol avec mesures non homogènes.....</i>	<i>100</i>
<i>Figure 56: Un processus de décision de Markov.....</i>	<i>103</i>
<i>Figure 57: Flow du processus de prélèvement des données via Node Red</i>	<i>110</i>

Introduction Générale

Défi du 21e siècle pour l'agriculture : produire mieux, avec moins.

Selon les dernières projections de l'Organisation des Nations Unies [1], la population mondiale, qui était estimée à 8 milliards d'individus à la mi-novembre 2022, devrait atteindre les 10 milliards d'ici 2050. Cette explosion démographique aura des conséquences majeures, notamment une augmentation significative de la demande alimentaire, ainsi qu'une expansion continue de l'urbanisation, risquant ainsi de réduire progressivement les terres agricoles disponibles. Parallèlement, des défis tels que le changement climatique, l'augmentation des températures à l'échelle planétaire et la crise de l'eau exercent eux aussi une pression considérable sur le secteur agricole mondial.

L'Algérie, tout comme de nombreux autres pays, est aussi confrontée à des défis similaires. Le climat devient de plus en plus aride et les ressources en eau sont en constante diminution, ce qui affecte de manière significative le rendement agricole. En conséquence, l'Algérie se trouve dans une situation où elle dépend fortement des importations pour couvrir les besoins alimentaires de sa population. Nous sommes donc encore loin de l'autosuffisance alimentaire.

Face à cette situation, il est impératif de s'orienter vers une production agricole plus précise, optimisée et efficace, en mettant l'accent sur une utilisation intelligente des ressources disponibles afin de maximiser la productivité (rapport du produit aux facteurs de production). L'adoption de pratiques modernes et durables intégrant les nouvelles technologies devient ainsi essentielle. Une approche prometteuse consiste à développer l'agriculture en environnement contrôlé, notamment grâce aux serres, qui offrent un cadre protégé où les conditions de croissance peuvent être optimisées. Cette approche permet de minimiser l'impact des variations climatiques et d'assurer une production agricole plus stable et prévisible.

Toutefois, il est important de reconnaître que l'agriculteur seul ne peut pas superviser et ajuster tous les paramètres environnementaux dans la serre avec une précision optimale, compte tenu de la multiplicité des facteurs à considérer à la fois pour atteindre l'optimalité (paramètres environnementaux, économiques, relatifs aux espèces plantées,) et de leur constante variation dans le temps. D'où l'intérêt d'un système d'aide à la décision. Ce dernier utilise des données en temps réel et des algorithmes avancés pour fournir des informations (insights) précises, sous forme de recommandations, permettant ainsi à l'agriculteur de prendre des décisions éclairées et d'optimiser les rendements tout en minimisant les pertes et l'utilisation des intrants.

En combinant les capacités de contrôle environnemental des serres avec un système de mesure de données objectives pour l'aide à la décision, l'agriculture peut atteindre un niveau de précision, d'optimisation et d'efficacité encore plus élevé. Le système d'aide à la décision agit comme un assistant technologique, en analysant en temps réel les données collectées dans la serre, telles que la température, l'humidité, le niveau de CO₂ et les indicateurs

de croissance des plantes. Sur la base de ces informations, le système peut recommander des ajustements spécifiques pour optimiser les conditions de croissance et maximiser la productivité.

De plus, à terme, le concept de jumeau numérique (JN) pourrait être intégré à un tel système. Le jumeau numérique est une représentation virtuelle de la serre, créée à partir des données réelles collectées et des modèles de croissance des cultures. En effet, un système agricole (une serre) est considéré comme un processus à forte latence. Ainsi, il faut des mois pour pouvoir apprécier les résultats de nos décisions passées. Et par conséquent, un JN permettrait à l'agriculteur de visualiser et de simuler les différents scénarios de culture et d'anticiper les effets des changements de paramètres afin de générer des recommandations servant ainsi à prendre des décisions éclairées au niveau de la serre réelle. Ainsi, le jumeau numérique agit comme un outil de simulation, d'anticipation pour une optimisation, permettant d'explorer de manière virtuelle les stratégies agricoles futures les plus efficaces.

Notre projet de fin d'études s'inscrit dans le cadre d'une proposition visant à créer un système cyber-physique d'aide à la décision pour la gestion intelligente des serres agricoles. Le but est d'orienter et d'assister les agriculteurs dans l'amélioration de la gestion de leurs serres, l'optimisation des ressources, l'augmentation de leur productivité et la réduction des impacts environnementaux. Pour atteindre ces objectifs, notre travail et nos contributions au projet se sont articulés autour de deux axes majeurs :

1. L'axe physique, comprenant :
 - a. La construction d'une serre agricole à échelle réelle.
 - b. L'instrumentation de la serre par un système IoT (*Internet of Things*) pour l'acquisition de données multiples.
 - c. La conception d'un système peu coûteux de collecte d'images RGB + NIR à l'aide de caméras suspendues dans la serre.
2. L'axe numérique, comprenant :
 - a. Le pré-traitement des données collectées.
 - b. La mise en place d'une architecture de base de données relationnelle pour le stockage indexé des données de la serre.
 - c. Le développement de modules intégrant la puissance de l'intelligence artificielle pour assister l'agriculteur dans sa prise de décision.
 - d. La conception de l'interface Homme-Machine du système d'aide à la décision.

De plus, nous avons orienté notre réflexion dès le début du projet vers l'objectif futur d'intégration d'un simulateur à l'application imaginée, afin d'en faire un véritable "jumeau numérique de la serre", ainsi qu'une couche logicielle supplémentaire qui exploiterait les résultats du simulateur pour déterminer la séquence d'actions optimale à effectuer afin de la

recommander à l'agriculteur. **Ainsi, nos contributions constituent le premier pilier de ce jumeau numérique.**

Nous avons structuré notre rapport en trois parties principales. Dans un premier temps, nous partagerons les résultats de notre étude approfondie de l'état actuel des systèmes IoT pour l'acquisition de données dans les serres agricoles, ainsi que des systèmes d'Aide à la Décision pour l'Agriculture de Précision. Ensuite, nous décrirons l'approche adoptée pour concevoir et mettre en œuvre notre solution. Puis, nous détaillerons les étapes de réalisation de cette dernière en suivant le parcours des données, depuis leur capture et leur collecte au niveau de la serre (système physique), jusqu'à leur exploitation par les algorithmes du système numérique, en passant par leur transmission et leur stockage dans le serveur. Enfin, nous développerons en détail les prochaines étapes du projet, dans le but de progresser vers une architecture de jumeau numérique (*Digital Twin*).

Partie 1 :
État de l'art et cadre théorique du
projet

Chapitre 1 : Cadre et méthodologie

L'étape de revue de littérature est absolument cruciale pour acquérir une compréhension approfondie de l'état actuel des connaissances, des avancées récentes et ce qui est attendu dans le domaine auquel on s'intéresse.

Dans le présent chapitre, nous allons commencer par définir le cadre de notre travail, c'est-à-dire, le contexte conceptuel, théorique et les attendus pratiques qui guideront notre étude. Cette étape nous aidera à identifier les termes clés et les concepts essentiels à explorer par la suite. Une fois le contexte posé, nous détaillerons la méthodologie à suivre pour la revue de littérature, qui sera axée sur les deux parties complémentaires d'un système cyber-physique d'aide à la décision en agriculture (la partie physique/électronique du réseau IoT, et la partie traitement numérique des données acquises).

1.1. Cadre du projet

Sans se limiter à une technologie ou à un outil en particulier, l'essence de notre problématique pourrait se résumer à : ***comment améliorer la gestion agricole en utilisant les données du milieu ?*** Notre but est donc de réaliser un système capable d'exploiter les données brutes mesurées au niveau de la serre et décrivant son état (variables d'état) afin d'aider l'agriculteur à décider de l'action ou de l'opération à effectuer sur son système agricole (**Figure 1**).

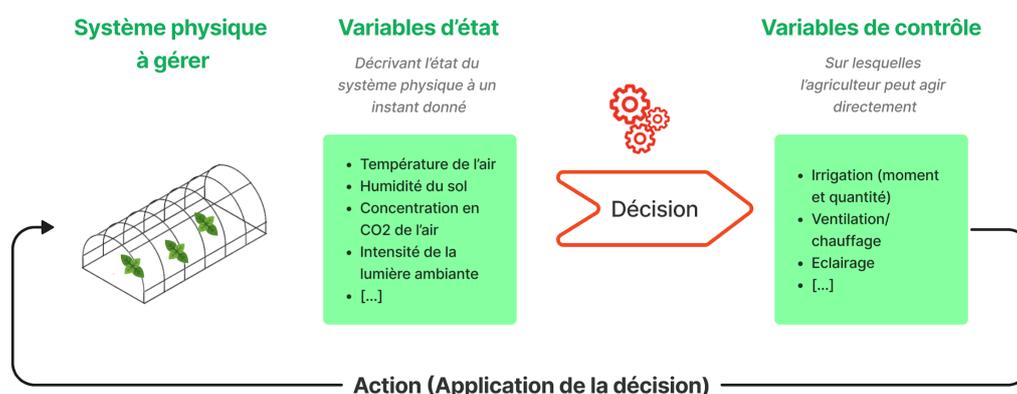


Figure 1 : Processus de contrôle d'une serre agricole.

Notre problématique, et de ce fait le cadre de notre projet, consiste donc à mettre en œuvre les moyens technologiques (hardware, software et data science) pour aider l'agriculteur dans ses prises de décision. Automatiser, par les moyens d'actionneurs (complexes et coûteux), et suivre des recommandations imposées sur la serre, ne font pas partie de nos objectifs.

Plusieurs concepts clés méritent d’être explorés afin de répondre à cette problématique. Parmi lesquels les technologies suivantes, qui ont tous en commun le fait d’utiliser les données dans le but d’améliorer la gestion :

- **Les systèmes cyber-physiques**, qui utilisent des capteurs pour collecter des données sur les processus physiques, tels que l'humidité du sol ou la croissance des cultures (en images par exemple). Ces données sont ensuite utilisées afin de contrôler le système physique, comme un système d'irrigation ou l'environnement d'une serre à travers des actionneurs. Donc ça se résume à l'instrumentation de la serre, et l'automatisation des processus agricoles.
- **Les systèmes d'aide à la décision**, qui utilisent des données sur les performances historiques, les prévisions météorologiques et les prix du marché pour aider les agriculteurs à prendre de meilleures décisions concernant la plantation des cultures, l'application d'engrais et la lutte antiparasitaire.
- **Les jumeaux numériques**, qui utilisent des données sur le système physique et son environnement pour créer une réplique virtuelle du système. Cette réplique virtuelle peut alors être utilisée pour simuler, rejouer, le comportement du système dans différentes conditions, ce qui peut aider les agriculteurs à prendre de meilleures décisions sur la gestion du système.

Ces concepts présentent non seulement une proximité évidente, mais peuvent être également combinés en une seule application, du fait de leur complémentarité. Par exemple, un système cyber-physique peut être employé pour recueillir des données qui seront ensuite utilisées dans la création d'un jumeau numérique d'un champ agricole. Ce jumeau numérique peut, à son tour, améliorer le système d'aide à la décision utilisé par les agriculteurs pour prendre des décisions relatives à la gestion du champ agricole. Ainsi, ces concepts s'entrelacent harmonieusement pour créer un écosystème technologique favorisant une gestion agricole plus efficiente et optimale.

1.2. Démarche de la revue littéraire

Nous effectuerons une revue systématique de la littérature internationale, en utilisant plusieurs bases de données académiques telles que [arXiv](#), [MDPI](#), [Google Scholar](#) et [IEEE Xplore](#). Nous nous sommes également aidés du site [Elicit](#) qui utilise l’intelligence artificielle pour recommander les articles à partir d’une question de recherche formulée dans le langage naturel. Nous nous limiterons aux articles publiés entre 2015 et 2023 et se rapportant explicitement au domaine de l'agriculture.

Afin de constituer notre bibliographie, nous avons formulé nos requêtes en associant les mots clés relatifs à l’agriculture intelligente tels que "Precision Agriculture", "Smart Greenhouse", ou encore “Smart Agriculture”, à des termes ayant rapport à la tâche d’aide à la décision à l'exemple de "Decision Support Systems", "Artificial Intelligence", "Digital Twin", “Cyber-Physical System”, ”Greenhouse Monitoring”, "Greenhouse Simulator" ou encore

"Smart Control". Nous avons également consulté les références bibliographiques des articles sélectionnés pour identifier d'autres sources potentielles et même des répertoires *GitHub* qui nous menaient à des codes sources que l'on pourrait exploiter dans le contexte de cette problématique.

En appliquant ces critères de recherche, nous avons obtenu une sélection initiale de 50 articles. Après avoir examiné attentivement les titres et les résumés, nous avons exclu les articles qui ne répondaient pas directement à notre sujet de recherche, ce qui a réduit notre liste à 31 articles pertinents. Cette organisation a été établie par le biais des applications de gestion telles que Google Sheet et [Zotero](#).

Nous avons ensuite procédé à une lecture approfondie de ces articles pour extraire les informations pertinentes sur les méthodes, les technologies et les applications des systèmes d'aide à la décision et des jumeaux numériques dans le contexte de l'agriculture intelligente. Nous avons également noté les résultats obtenus, les avantages et les limites des différentes approches, ainsi que les recommandations pour la recherche future.

1.3. Conclusion

En conclusion, notre méthodologie de recherche nous a permis de recueillir des informations précieuses sur l'agriculture de précision en environnement contrôlé, en identifiant les avancées et les tendances actuelles dans le domaine.

Les deux prochains chapitres présenteront les résultats de notre recherche bibliographique répartis en deux thématiques : les connaissances liées au système d'aide à la décision et celles liées au système d'acquisition des données dans la serre.

Chapitre 2 : Les systèmes d'aide à la décision et l'agriculture de précision

2.1. Introduction

L'agriculture a été une composante essentielle de notre société depuis des millénaires, fournissant notre nourriture et soutenant notre développement. Cependant, ces dernières décennies ont été marquées par une série de révolutions technologiques qui ont transformé radicalement cette industrie traditionnelle. Au fil du temps, des avancées majeures telles que l'introduction d'engins agricoles, l'utilisation d'engrais, les progrès de la génétique et de la modification des plantes ont permis d'améliorer le rendement, d'augmenter la productivité et de résoudre certains défis auxquels l'agriculture était confrontée. Aujourd'hui, nous assistons à la quatrième révolution agricole, connue sous le nom d'Agriculture de Précision, qui repose sur l'utilisation des technologies numériques, de la collecte de données massives, de l'intelligence artificielle et de l'automatisation pour optimiser la production agricole. Cette nouvelle ère vise à rendre l'agriculture plus précise, efficace et durable en permettant aux agriculteurs de prendre des décisions éclairées basées sur des informations précises et en temps réel. Ainsi, les systèmes d'aide à la décision ont émergé comme des outils essentiels pour accompagner cette transformation et aider les agriculteurs à tirer parti de ces avancées technologiques afin de maximiser leur productivité tout en minimisant leur impact sur l'environnement.

Dans ce chapitre, nous passerons en revue les principales fonctionnalités dont peuvent être dotés les systèmes d'aide à la décision ainsi que les approches usuelles suivies pour les construire, en nous référant à un ensemble de travaux de recherche.

2.2. Classification des systèmes d'aide à la décision

Dans [2], l'on peut retrouver la définition suivante des Systèmes d'Aide à la Décision (*Decision Support Systems DSS*) :

« Les systèmes d'aide à la décision (DSS) sont des systèmes informatiques qui aident les parties prenantes à prendre des décisions efficaces. Cela implique généralement la présentation de données provenant de sources hétérogènes de manière plus intuitive, et très souvent, l'utilisation de modèles scientifiques pour fournir des informations supplémentaires »

Cette définition met en évidence le rôle essentiel des DSS dans le processus décisionnel en facilitant l'accès et l'analyse des données pour une meilleure prise de décision.

Pour structurer notre étude, nous nous sommes inspirés de la typologie établie par [3] pour la classification des fonctionnalités d'un jumeau numérique d'une serre agricole.

En appliquant la même logique que ces auteurs, nous avons pu considérer une classification des DSS sur la base de leur utilité, et du degré d'aide fournie à l'agriculteur dans ses prises de décisions quotidiennes. Nous pouvons en effet distinguer :

1. **Les systèmes de Surveillance ou de Monitoring** : ce type d'applications offre une représentation numérique de l'état actuel, du comportement et de l'environnement de son homologue physique. Il peut fournir des informations descriptives sur ce qui s'est passé ou se passe avec l'objet physique connecté ou donner des explications diagnostiques en reliant l'objet à des données contextuelles. En somme, il offre des outils de **visualisation** et de compréhension des données à un **instant précis**, dans le **présent** ou le **passé**. En ce sens, il aide l'agriculteur à *mieux comprendre et mieux visualiser des données qu'il a déjà*.
2. **Les systèmes à capacités prédictives** : Un système prédictif va au-delà de la surveillance et est capable d'effectuer une projection de l'état et du comportement futurs de son homologue physique. Il utilise des données en temps réel ou quasi réel de l'objet physique pour générer dynamiquement des prévisions. En ce sens, il aide l'agriculteur en *lui donnant accès à de nouvelles données "prédites"*.
3. **Les systèmes à capacité prescriptive** : Ces systèmes intelligents prédisent non seulement l'avenir, mais proposent également des interventions correctives ou préventives sur l'objet réel. Ils utilisent des algorithmes d'optimisation ou des heuristiques pour recommander des actions visant à optimiser les performances ou à atténuer d'éventuels problèmes. Cependant, la décision finale d'implémenter ces actions repose toujours sur les humains, qui déclenchent leur exécution à distance ou sur site. Ainsi, ce type de système *aide l'agriculteur sur l'ensemble du processus de décision*.
4. **Les systèmes autonomes** : Fonctionnant de manière indépendante, ce type de système numérique peut contrôler pleinement son homologue physique sans intervention humaine. Il peut prendre des décisions et agir de manière autonome en fonction de son intelligence et de ses capacités. Les jumeaux autonomes peuvent également posséder des capacités d'apprentissage automatique et d'adaptation automatique, améliorant continuellement leurs performances.

Les fonctionnalités d'un système d'aide à la décision présentent donc une structure stratifiée ou hiérarchique, avec des niveaux qui s'emboîtent les uns dans les autres. En effet, comme nous allons le voir, les systèmes prédictifs nécessitent des capacités de surveillance, les systèmes prescriptifs nécessitent des capacités prédictives et les systèmes autonomes nécessitent les trois.

Dans ce qui suivra, nous allons classer les différents travaux et publications sélectionnés au cours de notre phase de recherche bibliographique selon les quatre niveaux que l'on vient de décrire.

2.2.1. Applications “monitoring”

Ces applications offrent aux agriculteurs le moyen de suivre et de visualiser sous forme de graphiques et de cartes annotées les données issues de la serre. Cela peut aller au-delà des simples mesures des capteurs qui y sont implantés, car ces applications peuvent également fournir des informations plus avancées qui sont déduites à partir des données brutes grâce à des opérations de fusion et d'analyse de données.

Il existe plusieurs travaux qui relèvent de cette catégorie d'applications. Par exemple, l'étude réalisée par Story et Kacira en 2015 présente un système basé sur la vision par ordinateur qui surveille en continu l'état de santé des laitues cultivées. L'application développée permet à l'utilisateur de visualiser intuitivement les besoins en eau des cultures grâce à un code couleur, qui est déterminé en effectuant une analyse approfondie des images des plantes.

De même, les auteurs Rajalakshmi et Devi Mahalakshmi ont proposé en 2016 un système utilisant des capteurs pour collecter des données telles que l'humidité du sol, la température, l'humidité et l'intensité lumineuse. Ces données sont ensuite transmises à une base de données hébergée sur un serveur web, où elles peuvent être analysées et utilisées pour envoyer des notifications aux agriculteurs sur leurs téléphones portables si les conditions du champ de culture sortent de la plage souhaitée.

2.2.2. Applications à capacités prédictives

Au-delà de la représentation précise de l'état actuel du système physique, il existe des systèmes d'aide à la décision conçus pour être capables de prévoir l'évolution future de l'objet surveillé. Ces systèmes intègrent des fonctionnalités de prévision, offrant ainsi une dimension prédictive à leurs fonctionnalités.

Dans cette catégorie de systèmes d'aide à la décision, on peut citer l'exemple d'AgroDSS (Rupnik et al., 2019), un système qui fournit aux agriculteurs des modèles prédictifs, des explications et des analyses de séries temporelles. Grâce à ces fonctionnalités, AgroDSS permet de faire des prédictions pour des scénarios simulés et d'obtenir une meilleure compréhension des dépendances dans le domaine agricole.

Ces applications prédictives sont particulièrement utiles pour les agriculteurs, car elles leur permettent d'anticiper les évolutions futures de leur serre. En utilisant des modèles prédictifs basés sur des données historiques et des algorithmes d'apprentissage automatique, ces systèmes peuvent générer des prévisions sur des variables clés telles que la température, l'humidité, la croissance des plantes, etc.

En disposant de ces informations prédictives, les agriculteurs sont en mesure de prendre des décisions éclairées pour optimiser les conditions de leur serre. Par exemple, ils peuvent ajuster les niveaux d'arrosage en fonction des prévisions du niveau d'humidité dans le sol,

adapter les niveaux d'éclairage en fonction des prévisions de luminosité, ou encore planifier les périodes de récolte en fonction des prévisions de croissance des plantes.

Ces applications prédictives représentent donc un outil précieux pour les agriculteurs, leur permettant d'anticiper et de prendre des mesures proactives pour optimiser la productivité et la santé de leurs cultures.

2.2.3. Applications prescriptives

Ces applications sont conçues pour déterminer et recommander à l'agriculteur l'action optimale à effectuer au niveau de la serre en fonction de l'état dans lequel elle se trouve. Le terme employé dans la littérature pour décrire cette tâche est "le contrôle de la serre". Pour implémenter cette fonctionnalité dans les systèmes d'aide à la décision, plusieurs approches ont été identifiées lors de notre recherche bibliographique, notamment : les systèmes d'inférence floue (Fuzzy Inference Systems FIS), le contrôle prédictif basé sur un modèle (Model Predictive Control MPC) ainsi que l'apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning RL).

2.2.3.1. Les systèmes d'inférence floue (FIS)

Cette approche est la plus intuitive. Elle consiste à encoder la connaissance des experts métier (les agriculteurs et les agronomes) sous formes de règles de décision dites "floues", autrement dit, des conditions exprimées au moyen de concepts linguistiques imprécis au lieu de valeurs numériques précises.

Le FIS utilise des variables d'entrée, telles que la température, l'humidité, la luminosité, etc., et les associe à des ensembles flous décrivant des concepts linguistiques tels que "chaud", "froid", "sec", "humide", etc. Ensuite, des règles floues sont définies pour relier les variables d'entrée aux variables de sortie, représentant les actions de contrôle à prendre. Par exemple, une règle floue pourrait être "Si la température est élevée ET l'humidité est basse, alors augmenter l'arrosage". Lorsque de nouvelles mesures environnementales répètent le même procédé et combinent les informations des différentes règles pour déterminer les actions de contrôle à entreprendre. Enfin, une étape de défuzzification est effectuée pour convertir les résultats flous en actions concrètes. Cela permet d'obtenir des valeurs numériques qui représentent les actions de contrôle à prendre, comme l'ouverture des ventilateurs, l'activation du système d'arrosage, etc. Cette approche a été adoptée par [4] pour le contrôle automatique de serres agricoles.

2.2.3.2. Le contrôle prédictif basé sur un modèle (MPC)

Le MPC est une méthode de contrôle utilisée pour réguler et optimiser le comportement d'un système sur la base d'une modélisation mathématique de ce dernier. Cette approche a été adoptée notamment par [5] pour la construction d'un JN d'une serre agricole.

Le processus de contrôle MPC fonctionne en plusieurs étapes. Tout d'abord, le modèle mathématique de la serre est utilisé pour estimer comment les variables d'état de la serre, telles que la température, l'humidité ou la luminosité, évolueront dans le futur en fonction des actions

de contrôle prises. Cela permet de prédire l'état futur de la serre en connaissance de son état actuel et qui lui a été l'action appliquée.

Ensuite, l'optimisation est utilisée pour **déterminer les actions** de contrôle qui permettront d'atteindre un objectif spécifique. L'objectif peut être de maintenir une température cible, d'optimiser la consommation d'énergie, de maximiser la croissance des plantes, etc. L'optimisation cherche les actions de contrôle qui minimisent ou maximisent une fonction de coût définie.

Une fois que les actions de contrôle optimales sont déterminées, seule la première action est suggérée à l'agriculteur. Le processus est ensuite répété à intervalles réguliers, en recalculant les actions de contrôle optimales en fonction des nouvelles observations et prédictions de l'état de la serre.

2.2.3.3. L'apprentissage par renforcement (RL)

L'apprentissage par renforcement (RL) peut également être utilisé pour le contrôle des serres. C'est une approche basée sur l'apprentissage automatique où un agent apprend à prendre des décisions optimales en interagissant avec son environnement. Plusieurs travaux récents utilisent cette méthode, tels que [6] dont le but était la réalisation de serres automatisées.

Dans le contexte du contrôle de la serre, le RL fonctionne de la manière suivante : l'agent, qui peut être un logiciel ou un système automatisé, prend des mesures environnementales en entrée, telles que la température, l'humidité, etc., et choisit une action de contrôle à entreprendre, comme l'ouverture/fermeture des ventilateurs, l'activation/désactivation du système d'arrosage, etc. Après avoir pris une action, l'agent reçoit une récompense ou une pénalité de la part de l'environnement en fonction des conséquences de son action. Par exemple, si l'action de l'agent permet de maintenir la température de la serre dans une plage optimale, il peut recevoir une récompense positive. À l'inverse, si la température devient trop élevée ou trop basse en raison de l'action de l'agent, il peut recevoir une pénalité.

L'objectif de l'agent est d'apprendre quelle action prendre dans chaque situation pour maximiser les récompenses cumulées à long terme. Pour ce faire, il utilise des algorithmes d'apprentissage qui explorent différentes actions et évaluent les résultats pour apprendre quelles actions sont les plus bénéfiques.

Il est important de noter que l'apprentissage par renforcement nécessite généralement un certain nombre d'itérations pour que l'agent apprenne et améliore progressivement ses décisions. Comme la latence des systèmes agricoles est grande, ce qui implique que la réponse du système à l'action entreprise n'apparaît que très tardivement, il est en pratique quasiment impossible d'entraîner un agent de RL pour la tâche de contrôle de la serre sans avoir recours à un simulateur de serre agricole. En effet, le rôle d'un simulateur est de générer des trajectoires, i.e. des séquences d'état-action-état réalistes, pouvant accélérer l'entraînement de l'agent de RL.

2.2.4. Applications autonomes

L'automatisation passe par l'application immédiate de la recommandation du système de niveau 3 au niveau de la serre, au moyen d'actionneurs et sans intervention de l'agriculteur [4], [6], [7]

2.3. Conclusion

Construire un jumeau numérique capable de déterminer, à partir d'un état, la séquence d'actions optimale à recommander à l'agriculteur nécessite de passer par les trois premiers niveaux de développement décrits dans cette partie. En effet, la couche descriptive permet de recueillir les données nécessaires pour une compréhension approfondie et une représentation complète et fidèle de l'état de la serre. La couche prédictive utilise ces données sur une plage temporelle pour anticiper les changements futurs. Enfin, la couche prescriptive génère des recommandations optimales à partir de la compréhension de l'état actuel et de l'anticipation de l'état futur afin de guider les actions de contrôle.

Chapitre 3 : Systèmes de collecte de données dans les serres agricoles

3.1. Introduction

Afin de réaliser un jumeau numérique d'une serre agricole, il est primordial de collecter de manière exhaustive les données pertinentes provenant de la serre et permettant de décrire fidèlement son état global et l'état des plantes qu'elle abrite. Dans cette perspective, l'intégration d'un réseau IoT (Internet des objets) s'avère essentielle. En effet, un réseau IoT bien conçu et déployé permet la surveillance et l'acquisition en temps réel de données provenant de capteurs disséminés dans la serre, tels que des capteurs de température, d'humidité, de luminosité, de CO₂, et bien d'autres encore. Cette collecte de données via le réseau IoT offre une vision détaillée des paramètres environnementaux et des conditions de croissance à l'intérieur de la serre, offrant ainsi une base solide pour la création d'un digital twin précis et réaliste. Dans ce chapitre, nous examinerons plus en détail les composantes essentielles d'un réseau IoT adapté à une serre agricole, ainsi que les défis à relever pour une collecte de données efficace et fiable, en nous référant aux derniers travaux de recherche effectués dans cette thématique.

Pour ce faire, nous commencerons par identifier les différents facteurs environnementaux affectant la croissance des plantes, ceci nous permettra de sélectionner les capteurs appropriés à utiliser dans une serre agricole. Puis, nous aborderons la mise en place des capteurs en réseau, en examinant et en comparant les différentes architectures de réseaux et les technologies de communication sans fil, telles que le Wi-Fi, Zigbee ou LoRaWAN. Ensuite, nous nous pencherons sur la résolution spatiale et temporelle appropriée pour le suivi de chaque paramètre, avant, enfin, d'identifier les traitements préliminaires à effectuer sur les données collectées en préparation d'une analyse ultérieure.

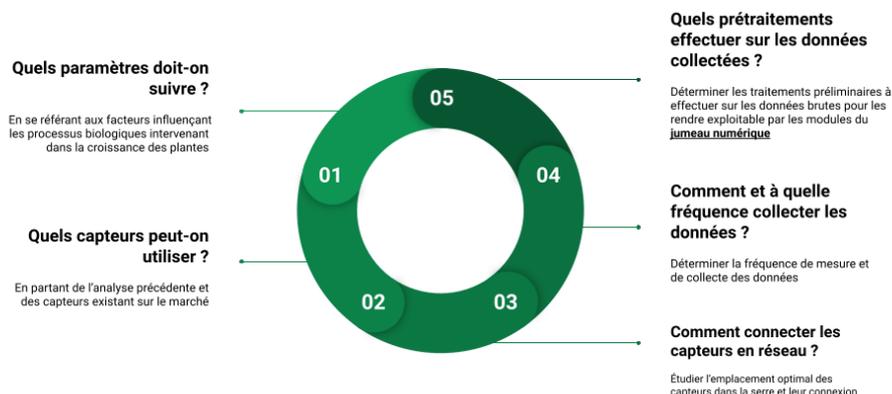


Figure 2 : Étapes de conception d'un système de collecte de données dans une serre agricole.

3.2. Facteurs déterminants

La croissance des plantes est étroitement liée à un certain nombre de paramètres environnementaux ; il s'agit principalement de la lumière, de l'eau, des nutriments dissous dans le sol, de la température et des gaz atmosphériques [8], [9]. L'influence de chaque paramètre est expliquée comme suit :

- **La lumière** est l'un des facteurs les plus critiques pour la croissance des plantes. En tant que source d'énergie, la lumière permet la **photosynthèse**, un processus vital par lequel les plantes convertissent l'énergie lumineuse en énergie chimique utilisable. La quantité, l'intensité et la qualité de la lumière influencent directement la vitesse de la croissance des plantes. Les plantes nécessitent une exposition adéquate à la lumière pour synthétiser des glucides et d'autres composés organiques nécessaires à leur développement.
- **L'eau** : elle est essentielle à de nombreux processus biologiques, notamment la photosynthèse, le transport des nutriments et la régulation de la température. Les plantes absorbent l'eau par leurs racines et la transportent à travers les vaisseaux jusqu'aux parties supérieures de la plante. L'apport en eau doit être équilibré, car un excès ou une insuffisance peut avoir des effets néfastes sur la croissance des plantes. Par exemple, un excès d'humidité au niveau du sol peut favoriser l'apparition de certaines maladies fongiques et entraîner des problèmes tels que la pourriture des racines.
- **Les nutriments du sol** jouent un rôle crucial dans la croissance végétale. Les éléments nutritifs tels que l'azote, le phosphore, le potassium et d'autres micronutriments sont nécessaires à la synthèse des protéines, des enzymes et d'autres composés essentiels pour la croissance et le développement des plantes. La disponibilité et la qualité de ces nutriments dans le sol ont un impact direct sur la santé et la productivité des plantes.
- **La température** : des températures trop élevées ou trop basses peuvent affecter les processus métaboliques des plantes, tels que la photosynthèse, la respiration et la transpiration. En effet, à des températures élevées, les plantes ont tendance à transpirer davantage pour se refroidir. Cela peut entraîner une perte d'eau excessive, ce qui peut être préjudiciable si les plantes ne reçoivent pas suffisamment d'eau pour compenser cette perte. Aussi, à des températures modérées, l'activité photosynthétique augmente avec l'augmentation de la température (car cela accélère les réactions chimiques dans les chloroplastes), mais des températures excessivement élevées peuvent endommager les enzymes et les pigments photosynthétiques, réduisant ainsi l'efficacité de la photosynthèse. Des températures trop basses peuvent quant à elles ralentir la photosynthèse. Chaque plante a donc une plage de température optimale pour sa croissance
- Le **taux d'humidité relative dans l'air** ambiant est crucial pour la croissance des plantes. La plage idéale se situe généralement entre 50 et 70%. Au-delà de cette plage, des problèmes peuvent survenir. Un environnement excessivement humide favorise la

croissance de champignons et de moisissures. En revanche, un environnement sec peut provoquer la déshydratation des plantes. En effet, lorsque l'humidité relative est trop faible, l'air sec entraîne une évapotranspiration excessive, une perte d'eau excessive par les feuilles.

- **Les gaz atmosphériques**, notamment le dioxyde de carbone (CO₂) et l'oxygène (O₂), jouent un rôle essentiel dans la croissance des plantes. Le CO₂ est utilisé par les plantes pour la photosynthèse, tandis que l'oxygène est nécessaire à la respiration cellulaire. Les niveaux de ces gaz dans l'air et dans le sol peuvent influencer la croissance des plantes et leur efficacité dans l'utilisation des ressources disponibles.
- Enfin, un **pH** du sol équilibré est essentiel car il affecte directement l'absorption des nutriments par les racines des plantes. En effet, différents nutriments sont plus disponibles à des valeurs de pH spécifiques. Par exemple, un pH trop acide peut entraîner une carence en nutriments tels que le calcium, le magnésium ou le phosphore, tandis qu'un pH trop alcalin peut limiter l'absorption du fer ou du manganèse. Ainsi, un pH adéquat du sol permet une meilleure disponibilité des nutriments nécessaires à la croissance et au développement des plantes. Il est donc important de surveiller et d'ajuster le pH du sol afin de créer des conditions optimales pour la croissance des plantes.

Afin d'observer ces paramètres, des capteurs sont utilisés.

3.3. Capteurs ponctuels

Les capteurs sont des dispositifs essentiels qui permettent de mesurer et de détecter différentes variables environnementales. Ils sont conçus pour convertir des grandeurs physiques en signaux exploitables, tels que des signaux électriques, analogiques ou numériques, qui peuvent être ensuite analysés et interprétés. Ils sont souvent constitués d'un élément sensible qui réagit au phénomène mesuré, d'un transducteur qui convertit cette réaction en un signal exploitable, et d'une électronique de traitement qui conditionne et amplifie le signal pour une utilisation ultérieure.

Les principes de fonctionnement des capteurs varient selon la grandeur physique qu'ils mesurent. Par exemple, un capteur de température utilise généralement un élément sensible aux variations de température, tel qu'une thermistance ou un thermocouple. Lorsque la température change, cet élément génère un signal électrique proportionnel à cette variation, permettant ainsi de mesurer et de quantifier la température ambiante. De même, un capteur d'humidité de l'air peut utiliser des matériaux hygroscopiques qui absorbent l'humidité et provoquent un changement de résistance électrique. Ce changement de résistance est ensuite converti en un signal mesurable indiquant le niveau d'humidité de l'air.

Sans surprise, notre revue de littérature a révélé que les capteurs les plus communément utilisés dans les travaux de contrôle automatisé de serres agricoles étaient ceux qui mesuraient les paramètres cités précédemment, à savoir : la lumière, l'humidité relative de l'air, la

concentration de l'air en gaz carbonique et l'humidité du sol [9], [10]. Cependant, les capteurs mesurant en continu le pH et la concentration des nutriments dans le substrat se trouvent être moins couramment utilisés en raison de leur coût élevé.

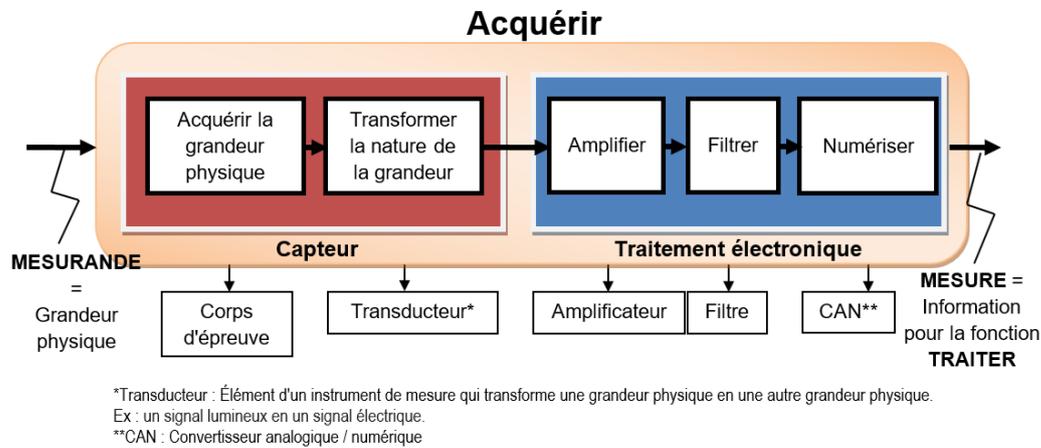


Figure 3: Principe de fonctionnement des capteurs ¹

3.4. Capteurs optiques

En complément des capteurs que nous avons évoqué jusqu'ici, pouvant être considérés comme ponctuels puisque fournissant une mesure localisée d'une grandeur physique en un point donné de l'espace, des études ont montré que les caméras, et plus particulièrement les caméras multispectrales (voire hyper-spectrales) sont d'une grande utilité dans le suivi des systèmes agronomiques. Dans ce qui suit, nous allons explorer les caractéristiques générales des images numériques, en mettant l'accent sur les images multispectrales et l'intérêt qu'elles revêtent dans l'observation des plantes.

3.4.1. Spectre de réflectance des plantes

Pour rappel, le spectre optique, portion du spectre électromagnétique, englobe les domaines de l'infrarouge, de la lumière visible, et de l'ultraviolet (figure 4). Comme tout corps physique, les plantes ont un certain nombre de propriétés optiques caractérisant leur capacité à absorber, réfléchir ou transmettre les différentes longueurs d'ondes de la lumière [11].

Parmi ces propriétés optiques, on retrouve la notion de réflectance ou réflectivité : il s'agit de la proportion de lumière réfléchi par la surface des feuilles. Elle est définie comme le rapport entre le flux lumineux réfléchi et le flux lumineux incident.

¹ <https://spe-lavoisier.fr/1SI/Cours/Chapitre4.php>

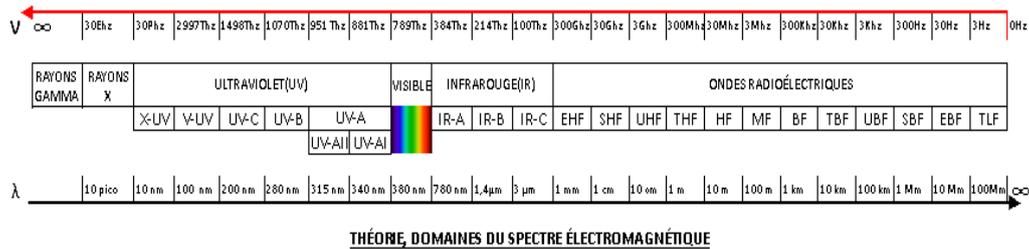
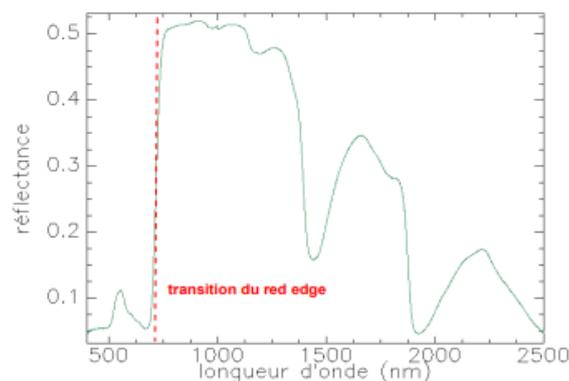


Figure 4 : Domaines du spectre électromagnétique ²

En nous concentrant sur le spectre de réflectance des végétaux, que les caméras spécialisées peuvent capturer, nous pouvons y distinguer trois grands domaines, et ce indépendamment de l'espèce de plante :

- **Le visible (400-750 nm) :** la réflectance y est faible. La majeure partie du rayonnement dans cette plage est absorbée par les pigments foliaires tels que les chlorophylles a et b, les caroténoïdes et les anthocyanes.
- **Le proche infrarouge (750-1000 nm) :** l'absorption y est faible, on observe un plateau élevé. On en déduit que c'est un domaine potentiellement riche en informations puisque 90% de la lumière y est réfléchi.
- **Le moyen infrarouge (1200-2500 nm) :** où les propriétés optiques des feuilles sont principalement influencées par la présence d'eau. L'absorption de l'eau est prédominante, avec des pics d'absorption à 1450, 1950 et 2500 nm (expliquant les creux dans le profil de réflectance). Lorsque les feuilles se dessèchent, les effets des protéines, de la cellulose et de la lignine présentes dans la paroi cellulaire deviennent apparents.



² https://fr.wikipedia.org/wiki/Spectre_électromagnétique

Cet ensemble de phénomènes montrent à quel point les signaux infrarouges que les plantes réfléchissent peuvent être révélateurs de leur état. D'autres études appuient ce postulat, [12] montre que c'est dans le domaine des IR que l'écart entre les profils de réflectance de trois plantes appartenant à la même espèce, l'une malade l'autre saine, est le plus important. En conclusion, de nombreux traits et processus biophysiques des végétaux peuvent être étudiés au-delà de la plage spectrale visible.

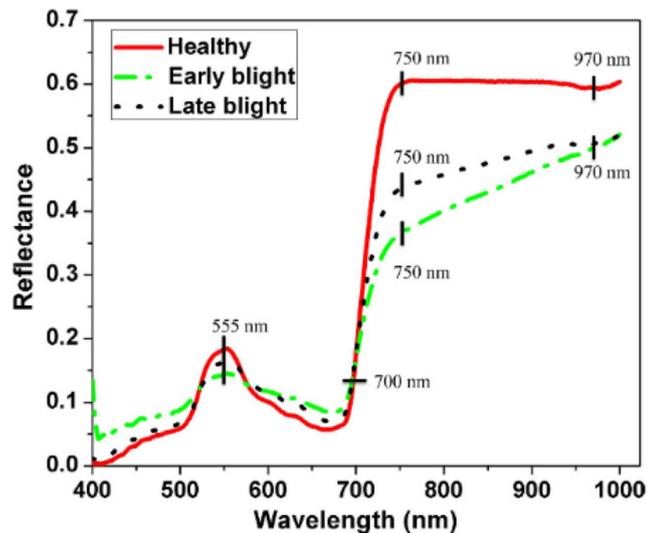


Figure 6 : Différence entre les courbes de réflectance de trois plantes de la même espèce à différents stades de maladie [12]

Afin d'acquérir les spectres de réflectance des végétaux dans plusieurs longueurs d'onde (au-delà de celles que l'œil humain perçoit), on fait appel à la technologie de l'imagerie multispectrale. Cette dernière est née de la fusion de deux technologies : l'imagerie numérique et la spectroscopie. L'imagerie hyperspectral étend la plage spectrale mesurable du visible (capturée par les caméras RGB) jusqu'au proche infrarouge (NIR) et échantillonne le spectre dans un plus grand nombre de bandes étroites (à moins de 20 bandes on parle de multispectral, au-delà, nous sommes dans l'hyperspectral).

Nous avons identifié, dans la littérature, trois principales applications de l'imagerie hyperspectral des plantes [13]. Il s'agit de :

- La détection et la quantification des stress dits biotiques tels que les maladies végétales. Ceci a fait l'objet de nombreux travaux, parmi lesquels le travail de [14] dans lequel l'imagerie hyperspectral (VNIR et SWIR) a été utilisée afin d'extraire des caractéristiques discriminatoires permettant de classifier par apprentissage automatique les feuilles provenant de plantes saines et ou malades.
- La détection et la quantification des stress abiotiques tels que l'exposition aux métaux lourds ou le stress hydrique. A titre d'exemple [15] ont montré qu'il était possible d'effectuer un diagnostic rapide de la contamination croisée des métaux lourds (Pb et Cd) dans les sols agricoles à l'aide d'images hyper-spectrales de plants de riz.

- L'extraction de traits végétaux pour évaluer le contenu en eau ou les biochimiques des plantes. A ce titre, les auteurs de [16]) ont pu extraire une multitude d'indicateurs (features) à partir d'images multispectrales de leur canopée caractérisant (i) la texture, (ii) la santé des végétaux (taux de verdure) et enfin (iii) le stress-hydrique grâce au spectre IR-lointain capturé par une caméra thermique.

3.4.2. Imagerie numérique et imagerie multispectrale

L'imagerie numérique se fait grâce à la caméra RVB : un appareil électronique utilisant un système optique pour capturer la lumière et un capteur photosensible pour convertir cette lumière en signaux électriques représentant les informations de l'image. Cette conversion est rendue possible grâce à la propriété qu'a le silicium (matériau principal dont est constitué le capteur) de produire un signal électrique lorsqu'il est soumis à la lumière.

Dans une caméra RGB moderne, la lumière traverse d'abord des filtres colorés disposés selon un motif en damier appelé matrice de Bayer. Ces filtres séparent les différents spectres de couleur (Rouge, Vert et Bleu). Ensuite, les spectres résultants sont projetés verticalement sur des cellules lumineuses appelées photosites, qui composent le capteur photo. Chaque photosite individuel donne en sortie un signal proportionnel à l'intensité du rayonnement qu'il a reçu dans la bande spectrale qui lui est associée. Cette information est ensuite traitée par le processeur de la caméra pour former une matrice de pixels (picture elements), il s'agit de l'image numérique. Pour cela, une reconstitution des trois matrices de couleurs (rouge, vert et bleu) est réalisée à partir des résultats du filtre de Bayer. Cela permet de former l'image RVB (rouge, vert, bleu).

L'image résultante aura la structure d'un tenseur de dimensions $(n, m, 3)$, avec n et m sont respectivement le nombre de pixels en largeur et en hauteur de l'image, tandis que le dernier chiffre du triplet représente le nombre de canaux de l'image (correspondant aux trois couleurs Rouge Vert et Bleu dont la superposition forme l'image couleur).

Dans le cas de l'imagerie multispectrale, on obtient également un hypercube dont les deux premières dimensions sont spatiales et la troisième correspond à la longueur d'onde (dimension spectrale), la seule différence étant le nombre de couches dans la direction spectrale.

Il existe plusieurs techniques pour l'imagerie multispectrale, la plupart reposant sur des caméras à filtres multiples spécialisées³. Ces dernières étant bien trop coûteuses pour notre application, nous nous sommes intéressés uniquement à la technique la plus rudimentaire consistant à utiliser plusieurs caméras indépendantes (par exemple une caméra RVB et une caméra NIR) et tenter de superposer les images obtenues pour obtenir l'hypercube multispectral. La combinaison des images intermédiaires est une tâche cependant délicate, tant et si bien que même en plaçant les caméras côte à côte, il y aurait suffisamment de parallaxe optique pour rendre difficile l'alignement des pixels des deux images. Pour résoudre ce problème, il nous faut développer un algorithme de "recalage d'images à partir de caméras

³[Multispectral imaging for medical and industrial machine vision systems](#)

multiplés” afin de construire une image panoramique. Nous développerons davantage ce point dans la partie “Correction des données” du présent chapitre. Aussi, pour une alternative moins coûteuse de la caméra NIR, nous nous référons au travail de [17].

3.4.3. Indices de végétation

Les indices de végétation sont des mesures utilisées pour évaluer la santé et la vigueur des végétaux à partir de données d'imagerie, notamment des images multispectrales. Ces indices sont calculés en exploitant différentes bandes spectrales de l'image, généralement dans le domaine du visible et de l'infrarouge proche.

Les indices de végétation les plus couramment utilisés incluent le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), le GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index), le SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index) et bien d'autres. Chaque indice utilise une combinaison spécifique de bandes spectrales pour quantifier la quantité et la santé de la végétation présente.

L'avantage des indices de végétation est leur capacité à fournir des informations sur la densité et l'activité chlorophyllienne, la croissance des plantes, la teneur en eau, la biomasse végétale et d'autres paramètres utiles pour l'agriculture, la foresterie, la gestion des ressources naturelles et la surveillance environnementale. Ils permettent également de cartographier et d'analyser les changements dans les couverts végétaux sur de vastes zones géographiques et de suivre leur évolution au fil du temps.

Index	Sensors	Formula	Features
Excess Green (ExG)	RGB	$2g - r - b$	Vegetation classification
Excess Red (ExR)	RGB	$1.4r - g$	Vegetation classification
Photochemical Reflectance Index (PRI)	RGB	$\frac{R_{531} - R_{470}}{R_{531} + R_{470}}$	Plant stress measure
Modified Green Red Vegetation Index (MGRVI)	RGB	$\frac{(R_{550})^2 - (R_{660})^2}{(R_{550})^2 + (R_{660})^2}$	Biomass and plant height prediction
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	RGB and Infrared	$\frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	Crop health status measurement
Green Normalized Difference Vegetation Index (GNDVI)	RGB and Infrared	$NIR - Green$	Crop health status measurement related to chlorophyll concentration
Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)	RGB and Infrared	$\frac{NIR - Green}{NIR + Green + L} + (1 + L)$	Soil influences on canopy spectra are minimized by the soil brightness correction factor
Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI)	RGB and Infrared	$0.5 \times \{2R_{900} + 1 - SQRT[(2R_2 + 1)^2 - 8(R_{800} - R_{670})]\}$	Developed for the more reliable and simple calculation of a soil brightness correction factor than the SAVI

Figure 7 : Liste des indices de végétation les plus communément utilisées [18](page 8)

3.5. Architectures des réseaux de capteurs dans les serres agricoles

Les systèmes de capteurs en agriculture comprennent en général les capteurs disposés de nœuds, une passerelle, un mécanisme de communication et un serveur, comme le montre la figure 8. Un nœud de capteurs contient généralement différents capteurs, un contrôleur, une unité de mémoire, une unité d'alimentation électrique et une unité émettrice-réceptrice. L'unité de contrôle collecte les informations provenant des capteurs, et l'unité de mémoire stocke les informations avant qu'elles ne soient transmises par l'unité émettrice-réceptrice à la passerelle. L'unité d'alimentation électrique fournit l'énergie nécessaire au fonctionnement du contrôleur, de la mémoire, de l'émetteur-récepteur et des capteurs actifs. Le terminal passerelle (Gateway), également appelé station de base (BS), est chargé de collecter les données des capteurs provenant de plusieurs nœuds capteurs, de traiter les données reçues et de les envoyer, ainsi que le signal de contrôle nécessaire, au contrôleur et à l'unité utilisateur finale [19].

Différentes technologies de capteurs sans fil sont couramment utilisées dans les systèmes modernes de gestion des cultures en milieu contrôlé (GMMC). La section suivante présente les différents types de systèmes de capteurs en fonction du support de transmission des données.

1. **Système de capteurs câblé :** Dans un système de capteurs câblé, tous les dispositifs et nœuds de capteurs sont directement connectés au système central via des câbles. Ce système de connexion via un câble électrique est réalisable uniquement lorsque le système de surveillance central est soit sur le terrain, soit très proche de celui-ci. De plus, ce type de système nécessite un câblage complexe et coûteux, ce qui limite sa praticité pour les grandes serres ou les installations étendues.
2. **Système de capteurs sans fil :** Les réseaux de capteurs sans fil (RCSF) offrent une solution plus flexible et évolutive pour la surveillance de l'environnement dans les serres. Ils utilisent des technologies de communication sans fil pour transmettre les données des capteurs au système central de contrôle. Voici quelques-unes des technologies de capteurs sans fil couramment utilisées dans les systèmes de gestion des cultures en serre :
 - a. Zigbee : est un protocole de communication sans fil basse consommation d'énergie qui permet la connectivité entre les dispositifs à courte portée. Il est souvent utilisé dans les applications de contrôle et de surveillance des serres.
 - b. Wi-Fi : Les systèmes de capteurs Wi-Fi exploitent l'infrastructure existante des réseaux sans fil pour transmettre les données des capteurs. Ils offrent une portée étendue et une connectivité à Internet, permettant un accès à distance aux données de la serre.
 - c. Bluetooth : La technologie Bluetooth est couramment utilisée pour les communications sans fil à courte portée. Elle est souvent utilisée pour connecter

des capteurs à des appareils mobiles ou à des passerelles Bluetooth qui relient les données au système central.

- d. LoRaWan : LoRaWan (Long Range Wide Area Network) est une technologie de communication à longue portée conçue spécifiquement pour les applications IoT (Internet of Things) telles que les systèmes de surveillance agricole. Elle offre une portée étendue, une consommation d'énergie réduite et une excellente pénétration des obstacles.
- e. NB-IoT : Narrowband IoT (NB-IoT) est un standard de communication cellulaire basse consommation conçu pour les objets connectés. Il offre une couverture étendue, une faible consommation d'énergie et une connectivité sécurisée, ce qui en fait une option viable pour les systèmes de capteurs agricoles à grande échelle.

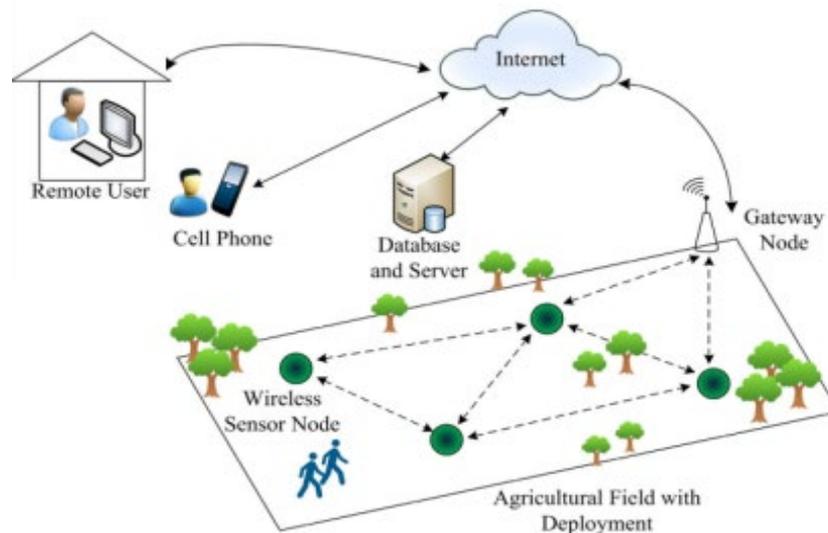


Figure 8: Architecture typique d'un réseau de capteurs sans fils en agriculture [19]

3.6. Question de l'emplacement optimal des capteurs dans la serre

Des changements irréguliers dans le climat interne des systèmes de culture protégés peuvent empêcher l'obtention d'un rendement optimal lorsque les conditions environnementales ne sont pas adéquatement surveillées et contrôlées. Cependant, en raison des caractéristiques intrinsèques de la serre, le climat dans la même serre est encore hétérogène et peut être considéré comme un **microclimat**, d'après les recherches de [20]. Les distributions non uniformes de la température, de l'humidité relative, de la concentration en dioxyde de

carbone et de l'irradiation causées par le microclimat ont récemment retenu l'attention de plusieurs chercheurs [21] et qui ont prouvé l'impact nuisible du manque de considération de cet aspect sur la croissance, la production et la qualité des cultures. Plus précisément, la **température** et l'**irrigation** peuvent être considérées comme les facteurs majeurs liés aux effets microclimatiques.

Pour cela, nous avons étendu nos recherches pour mettre en question le choix du nombre et l'emplacement optimal des capteurs à utiliser afin d'assurer une bonne supervision de la serre et surtout avoir des données complémentaires et représentatives de toute la serre.

Concernant la **température** et l'**humidité relative**, les meilleures positions pour un emplacement optimal sont au **centre** et les **côtés** d'une serre pour cibler toutes les variations possibles. Mais d'après l'article de [22] il s'avère qu'il n'existe pas vraiment d'emplacement optimal unique car cela peut varier durant les mois de l'année. L'approche qui a été suivie par ces chercheurs est une approche empirique dans laquelle un maximum de capteurs a d'abord été placé dans la serre, selon plusieurs lignes et plusieurs colonnes et à différentes hauteurs, puis itérativement, un sous-ensemble de capteurs a été sélectionné afin de voir quelles positions étaient complémentaires et maximisant l'information capturée. Pour ce faire, pour chaque combinaison de nœuds, ils ont entraîné un modèle de Machine Learning Supervisé sur les données mesurées et ont jugé les emplacements optimaux étaient ceux ayant donné le modèle le plus précis reflétant la fiabilité de ces données et leur explicabilité, ensemble, de la variable prédite.

Concernant l'**humidité du sol**, le grand défi est que les sols sont hétérogènes d'un champ à l'autre, ce qui joue un rôle important dans la variabilité de l'humidité du sol. D'après des recherches, il n'existe pas vraiment un nombre ou un positionnement précis des capteurs pour mesurer la teneur en eau du sol [23]. Mais ce nombre varie en fonction de plusieurs facteurs, tels que le type de culture, la taille de la zone de culture, les caractéristiques du sol, les conditions environnementales et les objectifs de surveillance.

Toutefois, il faut considérer la :

- **Distribution spatiale** : Les capteurs doivent être répartis de manière représentative dans la zone de culture pour obtenir une estimation précise de l'humidité du sol. Cela signifie qu'il est généralement préférable de positionner les capteurs de manière homogène dans l'ensemble de la zone plutôt que de les concentrer uniquement dans une partie spécifique.
- **Profondeur de mesure** : Les racines des plantes peuvent se développer à différentes profondeurs du sol, il est donc recommandé de mesurer l'humidité à différentes profondeurs pour obtenir une vue complète de la disponibilité en eau pour les racines. Ainsi, il peut être utile de placer des capteurs à différentes profondeurs, tels que près de la surface, à mi-profondeur et en profondeur.
- **Type de plante** : Les besoins en eau et les profils d'humidité du sol peuvent varier en fonction du type de culture qu'on a planté et leur phénotypage. Il est important de tenir

compte de ces différences lors du choix du nombre et du positionnement des capteurs pour répondre à leurs besoins spécifiques.

Cependant, il n'est pas pratique de mettre un grand nombre de capteurs ni de les placer aléatoirement. Il est plus judicieux d'adopter des méthodes telles que l'analyse statistique pour savoir les zones concentrées et importantes ou juger par qualité des données comme le cas de l'article [22].

3.7. Correction des données après acquisition

Afin de construire une copie numérique conforme du système physique, nous devons nous assurer de la fiabilité des données acquises, et être sûrs qu'elles ne reflètent que les variations réellement observées et non pas celles induites par les instruments de mesure.

En effet, la qualité des données revêt une importance primordiale dans un projet comme le nôtre, puisqu'elle permet d'assurer l'interopérabilité du système. Notre objectif est de créer un système capable de gérer plusieurs serres simultanément, avec différentes instances des mêmes capteurs. Par conséquent, il est essentiel pour nous de mettre en œuvre des pratiques rigoureuses de correction et de normalisation des données. Sans cela, les données collectées ne pourraient être comparées, ni utilisées pour l'entraînement de modèles d'intelligence artificielle.

Les auteurs de [13] ont proposé une procédure générale afin de correctement manipuler les images et pouvoir en extraire de l'information ayant de la valeur.

“Le flux de travail pour extraire des informations à partir des données des capteurs et les replacer dans un contexte biologique afin de générer des connaissances commence par l'acquisition des données, l'étalonnage du matériel, une étape de normalisation appropriée, le prétraitement des données et le masquage pour se concentrer sur l'objet d'intérêt - la plante - et éliminer l'arrière-plan (par exemple, le pot de la plante et les tuteurs de stabilisation).”

Après avoir parcouru attentivement les détails de chaque étape de préparation des données expliquée dans cet article, nous retenons que les procédés d'étalonnage des caméras et de normalisation des images sont les deux seules opérations préliminaires impliquant des manipulations physiques à faire. Ce sont donc des étapes qui doivent être planifiées à l'avance avant de pouvoir traiter les données de manière purement numérique par la suite.

3.7.1. Étalonnage des caméras

Lors de l'utilisation de caméras, des distorsions d'images se produisent en raison des propriétés optiques des lentilles utilisées (voir Figure 3.6). Pour corriger ces distorsions, il est nécessaire de procéder à l'opération d'étalonnage. Cela consiste à déterminer les paramètres de distorsion de la caméra, tels que les coefficients de distorsion radiale et tangentielle, qui décrivent les déformations présentes dans les images capturées.

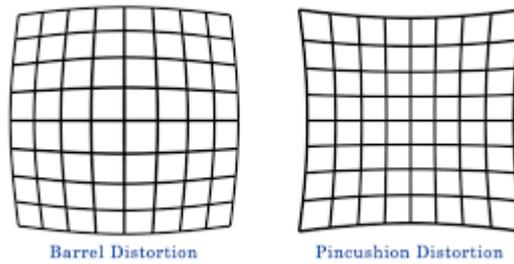


Figure 9: Distorsions de l'image dues à l'optique de la caméra ⁴

Pour ce faire, une méthode courante consiste à utiliser une grille de calibration avec un motif régulier de points ou de lignes dont les positions sont connues. En capturant des images de la grille de calibration à différentes positions et orientations, on peut analyser les déformations introduites par la caméra et estimer les paramètres de distorsion grâce à un algorithme de calibration. Une fois les paramètres de distorsion identifiés, des techniques de correction sont appliqués, utilisant des transformations géométriques pour déformer les pixels de l'image de manière inverse à la distorsion initiale.

3.7.2. Normalisation min-max des images

La normalisation des données est essentielle pour rendre les mesures comparables dans différents scénarios de mesure, configurations de capteurs et conditions d'éclairage. Elle consiste à capturer une image sombre pour déterminer le signal minimal du capteur (imgRD), puis à acquérir un spectre de référence blanc à partir d'une cible de référence connue (imgRW). Les matériaux hautement réfléchissants ou des objets avec une réflectance connue sont utilisés comme référence. Ces étapes permettent de normaliser le cube de données en utilisant l'intensité maximale et minimale de réflectance. Lors du partage des données, les **caractéristiques spectrales** de référence doivent être fournies en tant que **métadonnées** pour garantir la réutilisabilité et la compatibilité. L'**Équation 1** décrit la formule pour effectuer cette normalisation.

Équation 1 Formule de normalisation de l'image

⁴ <https://clickitupanotch.com/lens-distortion/>

3.8. Conclusion

En résumé, les systèmes de collecte de données dans les serres agricoles offrent des possibilités prometteuses pour améliorer la gestion des cultures, augmenter l'efficacité et la durabilité des opérations agricoles en serre. Le choix des capteurs et des dispositifs se fait en fonction des besoins spécifiques et des objectifs de surveillance. De plus, une attention particulière doit être portée d'abord au bon choix du nombre et positionnement des capteurs, ainsi qu'au traitement et la correction des données acquises.

Avec une planification et une mise en œuvre adéquates, ces systèmes peuvent contribuer à une agriculture plus précise, efficace et respectueuse de l'environnement.

Partie 2 :
Proposition et conception d'une
solution.

Chapitre 4 : Analyse du besoin et positionnement dans la problématique

4.1. Introduction

Chaque projet est initié pour répondre à des besoins spécifiques ou résoudre des problèmes dans différents domaines, que ce soit dans la vie personnelle ou professionnelle des individus. Notre projet se concentre sur l'application des jumeaux numériques dans le domaine de l'agriculture. Étant donné la nature spécifique de notre projet, il est essentiel de mener une étape d'identification approfondie et d'analyse des besoins. Cette étape cruciale vise à recueillir et à analyser un large éventail d'informations pour comprendre précisément les besoins réels des acteurs de l'agriculture. En développant une compréhension approfondie de ces besoins, nous serons en mesure de concevoir une solution sur mesure qui répondra de manière efficace et pertinente à leurs attentes, tout en résolvant les problèmes auxquels ils sont confrontés dans leur pratique agricole. Ainsi, notre approche centrée sur l'utilisateur garantira une mise en œuvre réussie du jumeau numérique dans l'agriculture, améliorant ainsi l'efficacité, la productivité et la durabilité globale du secteur agricole,

4.2. Approche de résolution du problème

En tant qu'ingénieurs, notre rôle consiste à appréhender un problème de manière holistique, de sa conception initiale à sa mise en œuvre finale. Cela implique une compréhension approfondie du processus dans son ensemble, ainsi que des différentes phases et étapes qui le composent. Nous devons prendre en compte les besoins, les objectifs, les attentes et les contraintes des parties prenantes dès le début de notre démarche. De même, nous devons évaluer les conséquences, l'impact environnemental et les exigences de formation à l'étape finale.

Afin de répondre de manière optimale à notre problématique, nous avons réalisé une analyse préliminaire approfondie des besoins spécifiques des utilisateurs finaux, à savoir les agriculteurs. Cette analyse, qui est abordée en détail dans le présent chapitre, nous a permis de mieux cerner les attentes et les motivations de ces utilisateurs. Parallèlement, nous avons adopté une approche méthodologique basée sur le "**Design Thinking**" tout au long de notre projet. Cette approche met l'utilisateur final au centre du processus de conception en cherchant à adapter la solution proposée à ses besoins, ses préoccupations et ses comportements. Dans cette optique, nous avons construit une serre prototype que nous avons soigneusement entretenue tout au long du projet. Cette approche nous a offert la possibilité de tester rapidement différentes solutions, de recueillir des retours d'expérience concrets et d'évaluer l'efficacité des propositions dans un environnement réel. En construisant notre propre serre, nous avons pu personnaliser les fonctionnalités et les technologies en fonction des exigences spécifiques du projet, garantissant ainsi une solution sur mesure et pertinente pour les utilisateurs finaux.

4.3. Identification des défis et des problèmes

Il est important d'analyser en détail chaque défi auquel l'agriculteur Algérien est confronté pour comprendre ses causes et ses impacts sur les activités agricoles.

Défi de la gestion de l'eau

En Algérie, l'agriculture est confrontée à un défi majeur lié à la gestion de l'eau, en raison de la rareté des ressources hydriques et des variations saisonnières des précipitations. Sachant que ce même secteur est le plus grand consommateur de ressources hydriques (environ 70% de la consommation totale nationale)⁵, les agriculteurs doivent faire face à des pénuries d'eau pendant les périodes de sécheresse, ce qui limite leur capacité à maintenir une irrigation adéquate pour les cultures. Cela peut entraîner une diminution des rendements, une détérioration de la qualité des cultures et une inefficacité dans l'utilisation des ressources.

Problème de la gestion des ravageurs et des maladies

Un autre défi majeur dans l'agriculture algérienne est la lutte contre les ravageurs et les maladies qui peuvent affecter les cultures. Les agriculteurs doivent faire face à des infestations de ravageurs tels que les acariens, les insectes et les champignons pathogènes qui peuvent causer d'importants dommages aux cultures.

Manque d'appui pour prendre de bonnes décisions

Les agriculteurs peuvent rencontrer des difficultés pour accéder à un appui fiable et à des informations pertinentes pour prendre des décisions éclairées sur les opérations agricoles. L'absence de conseils techniques et de soutien approprié peut entraver l'efficacité et la productivité de l'exploitation agricole.

Problème d'accès aux connaissances et à l'information agricole

L'accès aux connaissances et à l'information agricole joue un rôle essentiel dans le développement et la productivité du secteur agricole en Algérie. Les agriculteurs peuvent rencontrer des difficultés pour obtenir des informations actualisées sur les bonnes pratiques agricoles, les nouvelles techniques de culture, les variétés de semences améliorées et les stratégies de gestion durable des terres. Le manque d'accès à ces connaissances peut limiter les opportunités d'amélioration des rendements et de rentabilité pour les agriculteurs.

⁵ <https://elwatan-dz.com/secheresse-et-stress-hydrique-lagriculture-lourdement-impactee>

4.4. Détermination des besoins des acteurs

Besoin des agriculteurs

- Améliorer la gestion de l'irrigation pour optimiser la consommation d'eau et éviter les gaspillages.
- Accéder à une solution de modélisation des cultures pour planifier de manière précise les périodes de plantation et de récolte.
- Disposer d'outils de surveillance des cultures pour détecter rapidement les problèmes et prendre des mesures appropriées.
- Obtenir des informations sur les bonnes pratiques agricoles adaptées aux conditions locales en Algérie.
- Accéder à des solutions de gestion des stocks et de traçabilité pour faciliter la commercialisation de leurs produits agricoles.

Besoin des experts agricoles et des chercheurs

- Disposer d'outils de modélisation et de simulation pour étudier les impacts des différentes pratiques agricoles.
- Accéder à des données agricoles précises et actualisées pour mener des analyses et des recherches approfondies.
- Développer des solutions innovantes pour résoudre les défis spécifiques du secteur agricole en Algérie.

4.5. Analyse des contraintes et des ressources disponibles :

Contraintes en infrastructures technologiques

Dans certaines régions agricoles en Algérie, l'accès aux infrastructures technologiques peut être limité. Les exploitations agricoles peuvent faire face à des problèmes de connectivité Internet instable ou insuffisante, ce qui peut entraver l'adoption de technologies agricoles avancées telles que les systèmes de surveillance à distance, les capteurs intelligents ou les plateformes de gestion des données. Cette contrainte peut affecter la mise en œuvre de solutions basées sur les jumeaux numériques qui nécessitent une connectivité fiable.

Contraintes budgétaires

Les exploitations agricoles en Algérie peuvent être confrontées à des contraintes budgétaires limitant leur capacité à investir dans des technologies avancées. Les coûts initiaux d'installation et de mise en œuvre de systèmes basés sur les jumeaux numériques, tels que l'achat de capteurs, des outils de réseautage ou de matériel informatique, peuvent représenter un défi

financier pour de nombreux agriculteurs. Il est donc important de prendre en compte ces contraintes budgétaires lors de la conception de notre solution.

Disponibilité des données agricoles

L'accès à des données agricoles fiables et de haute qualité est essentiel pour le développement de jumeaux numériques efficaces dans l'agriculture. Au niveau mondial, la collecte de données représente un défi majeur, alors là dans un pays en déclin technologique. Des efforts supplémentaires doivent être déployés pour collecter des données agricoles fiables, telles que les données météorologiques, les données de sol, les données sur les cultures, etc., afin de garantir une base solide pour l'élaboration des jumeaux numériques.

Compétences techniques des utilisateurs

L'adoption de solutions basées sur les jumeaux numériques peut nécessiter des compétences techniques pour la gestion et l'utilisation des technologies associées. Les agriculteurs et les exploitants agricoles en Algérie peuvent rencontrer des défis en termes de connaissances et de compétences techniques nécessaires pour tirer pleinement parti des jumeaux numériques.

4.6. Conclusion

En conclusion, l'analyse approfondie des besoins et des contraintes du projet a été essentielle pour mieux comprendre la problématique et concevoir une solution adaptée. Nous avons identifié les exigences spécifiques des agriculteurs et pris en compte les objectifs, les attentes et les contraintes du système. Cette analyse nous a fourni des informations précieuses qui ont guidé notre démarche de conception.

Dans les prochains chapitres, nous allons présenter notre solution en détail. Nous aborderons chaque composante de manière approfondie, en décrivant son fonctionnement et son interaction avec les autres parties du système. Nous expliquerons les technologies utilisées, les algorithmes implémentés et les avantages qu'ils apportent. De plus, nous mettrons en évidence la manière dont notre solution répondra spécifiquement aux besoins identifiés lors de l'analyse.

Nous décrirons également les résultats attendus de notre solution et les améliorations prévues en termes d'efficacité, de productivité et de prise de décision pour les agriculteurs.

Chapitre 5 : Architecture de la solution proposée

5.1. Introduction

Après avoir analysé les besoins des agriculteurs en matière d'assistance technologique et étudié en détail les systèmes d'aide à la décision pour les serres connectées, nous pouvons à présent élaborer une architecture générale pour un système cyber-physique d'aide à la décision. Cette architecture vise à couvrir l'ensemble du processus, de la collecte des données au niveau de la serre à la présentation des résultats traités dans une application dédiée.

Dans ce chapitre, nous allons présenter de manière globale les différentes composantes de l'architecture, en mettant l'accent sur les fonctionnalités clés et les interactions entre les différents modules. Nous aborderons également les choix technologiques et les considérations de conception qui ont guidé le développement de cette architecture.

Aussi, en concevant notre système, nous gardons à l'esprit notre objectif futur qui est d'aboutir à un jumeau numérique de la serre agricole, pouvant être utilisé afin de déterminer les traitements optimaux des cultures et les stratégies de contrôle du climat. Ainsi, nous ferons en sorte d'avoir une architecture adaptée à ce dessein.

5.2. Système cyber-physique proposé

Notre système s'étend sur deux domaines : le domaine physique et le domaine virtuel (**Figure 10**). Dans le domaine physique, nous avons la serre elle-même, avec les plantes qu'elle abrite, le réseau de capteurs qui collecte les données environnementales, ainsi que le système d'alimentation électrique pour assurer son fonctionnement optimal. Ce domaine représente la partie concrète et tangible de notre système.

D'autre part, dans le domaine virtuel ou numérique, nous avons le serveur qui gère la base de données contenant toutes les informations collectées par les capteurs de la serre. Ce serveur est également responsable du stockage des modèles d'intelligence artificielle utilisés pour l'analyse des données et la prise de décision. De plus, nous avons les programmes de l'application qui permettent la visualisation des résultats et la communication avec les utilisateurs.

La connexion entre ces deux domaines est cruciale pour assurer le bon fonctionnement du système, puisque c'est à travers cette interaction que les informations collectées dans le domaine physique sont traitées, analysées et utilisées pour prendre des décisions éclairées dans le domaine virtuel.

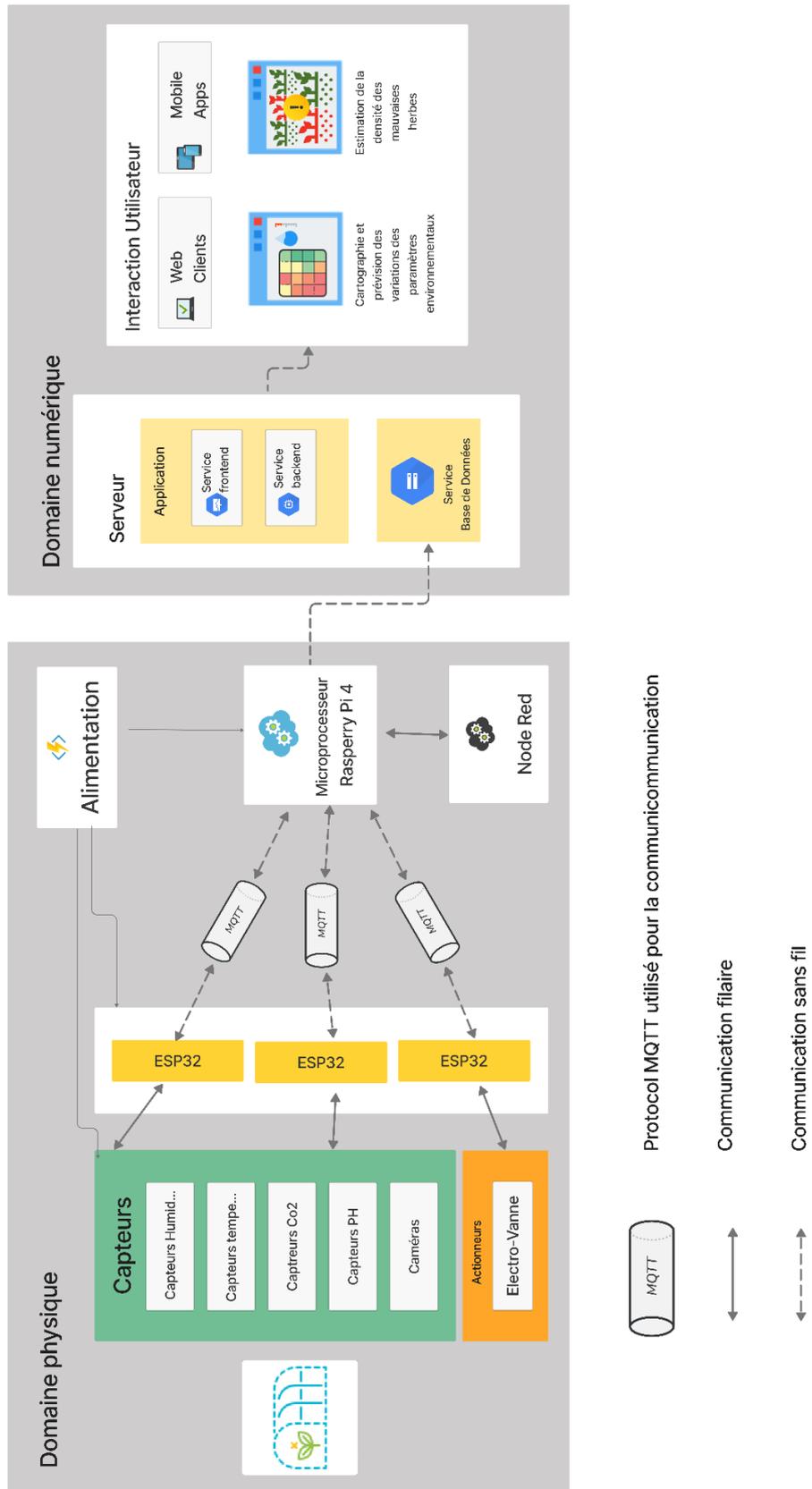


Figure 10: Architecture globale du système cyber-physique d'aide à la décision proposé

5.3. Le domaine physique

Les données commencent leur chemin au niveau des différents capteurs installés dans la serre. A la lumière de notre étude théorique au chapitre trois, nous avons jugé nécessaire de placer des capteurs d'humidité du sol, de température de l'air, d'humidité de l'air, de lumière, de concentration en gaz carbonique ainsi que des caméras multispectrales au niveau de la serre. De plus, un actionneur (électrovanne) a été utilisé pour tester le contrôle de l'irrigation à distance.

Pour faciliter la gestion et l'installation du réseau de capteurs, nous avons adopté une architecture hiérarchique à deux niveaux. Au premier niveau, nous utilisons des microcontrôleurs ESP32 pour gérer des groupes de capteurs rapprochés, nous appellerons le tout "**nœud de capteurs**". Les ESP32 sont responsables de la collecte des données des capteurs et de leur transmission vers le deuxième niveau de l'architecture.

Au deuxième niveau, nous avons utilisé un Raspberry Pi en tant que nœud central. La RPi agit comme une passerelle pour recevoir les données des ESP32 et les agréger. Elle est responsable de la gestion du réseau de capteurs, en envoyant périodiquement aux ESP32 l'ordre d'effectuer des mesures. Une fois les données collectées par la RPi, elles sont ensuite envoyées à une base de données qui se trouve sur un serveur distant. Cette base de données permet de stocker les données de manière sécurisée et accessible à tout moment pour les analyses ultérieures.

Pour faciliter les échanges de données entre les différents composants du système IoT, à savoir ESP32, Raspberry Pi et Serveur, nous utilisons le protocole MQTT (Message Queuing Telemetry Transport).

5.4. Le domaine numérique

Une fois les données transmises de façon normalisée au serveur, elles sont écrites dans un SGBD à l'aide d'un script SQL. Elles deviennent alors exploitables dans différentes applications. Par exemple, elles peuvent être utilisées pour générer des rapports sur les conditions environnementales de la serre, suivre l'évolution des cultures, détecter des tendances ou des anomalies, ou encore alimenter des modèles prédictifs pour aider à la prise de décision.

Nous choisissons d'implémenter deux modules pour illustrer les fonctionnalités de notre système. Un module de monitoring permettant de visualiser la densité des mauvaises herbes dans la serre, et un autre module prédictif permettant de prédire et de visualiser la distribution de l'humidité au niveau du sol.

5.5. Tâches du projet et diagramme de Gantt

Afin de mener à bien ce projet et de pouvoir réaliser la solution proposée, nous avons divisé le travail en quatre parties principales, lesquelles nous avons subdivisé en plusieurs tâches :

1. **Partie 1 “Etude bibliographique”** : nous avons effectué une revue de littérature telle que décrite dans le chapitre 1 de ce rapport. Elle a porté sur les thématiques suivantes :
 - a. Réseaux IoT et serres agricoles
 - b. Intelligence Artificielle pour l’Agriculture
 - c. Systèmes d’aide à la décision en agriculture.
 - d. Jumeaux numériques de serres agricoles.
2. **Partie 2 “Construction et aménagement de la serre”**
 - a. Choix du terrain.
 - b. Préparation du terrain.
 - c. Construction de la serre.
 - d. Travail de la terre.
 - e. Semis et plantation.
3. **Partie 3 (Electronique) “Instrumentation de la serre”**
 - a. Configuration du nœud cerveau ou maître (Raspberry Pi).
 - b. Configuration des nœuds secondaires ou esclaves (ESP32).
 - c. Test et calibration des capteurs un à un (y compris caméras Raspberry).
 - d. Connexion des capteurs à leurs ESP32 (soudure).
 - e. Mise en réseau et gestion du flux entrant en utilisant Node Red sur la Raspberry Pi.
 - f. Gestion du flux sortant (transmis au serveur pour le stockage des données).
 - g. Configuration du routeur et installation du réseau IoT au niveau de la serre.
4. **Partie 4 (logicielle) “Traitement des données collectées”**
 - a. Développement des modules d’intelligence artificielle exploitant les données.
 - b. Conception de l’interface de l’application.

Les périodes consacrées à chaque partie sont résumées sur le diagramme de Gantt de la **figure 11**.

CALENDRIER DU PROJET
PROJET : SYSTEME CYBER-PHYSIQUE D'AIDE À LA DÉCISION
POUR LA GESTION DES SERRES AGRICOLES

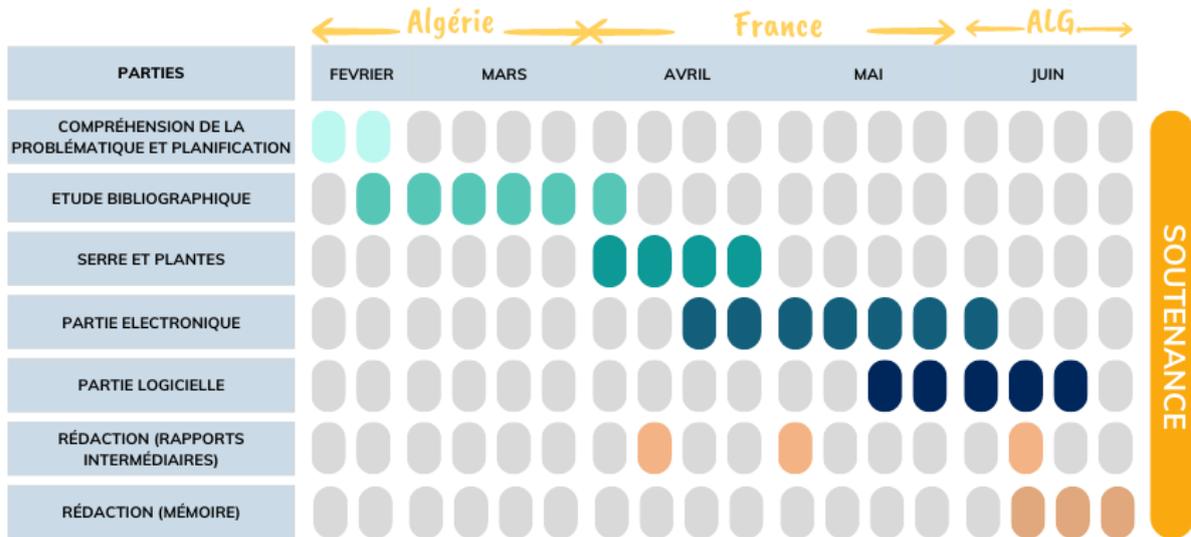


Figure 11: Diagramme de Gantt du projet

5.6. Conclusion

Dans les prochains chapitres, nous détaillerons chaque composante de l'architecture que nous venons de présenter. Nous expliquerons en détail le fonctionnement des objets connectés, la manière dont la Raspberry Pi agit en tant que nœud central, le traitement des données sur le serveur distant et l'interface de visualisation des résultats dans l'application. Nous aborderons également les algorithmes d'intelligence artificielle utilisés pour l'analyse des données et la prise de décision. En fournissant ces détails, nous permettent une compréhension approfondie de notre solution et de son potentiel pour améliorer l'efficacité et la productivité des serres agricoles.

Partie 3 :
Réalisation de la solution proposée

Chapitre 6 : Jumeau physique

6.1. Introduction

Dans le cadre des jumeaux numériques, le concept de jumeau physique fait référence à l'objet réel que l'on souhaite gérer à travers le jumeau numérique. Ainsi, dans notre cas d'étude, le jumeau physique désigne la serre réelle, incluant sa structure, ses composants et ses caractéristiques physiques propres. Pour alimenter sa copie numérique correspondante, des capteurs et des dispositifs connectés sont utilisés afin de collecter des données en temps réel directement à partir de la serre physique.

Dans le présent chapitre, nous détaillerons les critères pris en compte lors la conception et de la mise en place du jumeau physique au niveau de *l'IUT d'Orsay à l'Université Paris-Saclay en France*, aussi bien pour la construction de la serre que pour le choix des plantes à cultiver. Tout au long de l'exposé, nous montrerons également les résultats obtenus lors de notre réalisation à travers des photographies.

6.2. La serre

6.2.1. Définition

Les serres agricoles sont des structures utilisées pour protéger les cultures des conditions météorologiques défavorables et pour créer un environnement contrôlé qui favorise la croissance des plantes.

6.2.2. Types de serres agricoles

Il existe plusieurs types de serres, chacune ayant ses propres caractéristiques et utilisations spécifiques.

- a. **La serre tunnel ou serre Quonset** : il s'agit d'une structure simple à réaliser, fabriquée en bois, en acier ou en aluminium et recouverte de plastique ou de verre. Le revêtement le plus couramment utilisé est le plastique en raison de sa légèreté, de sa résistance aux chocs, de sa facilité de manipulation et de son prix attractif. Il est également un excellent diffuseur de lumière et assure une bonne isolation thermique. En raison de sa faible hauteur, la géométrie de ces structures est efficace contre le vent, les rendant moins vulnérables aux rafales latérales. Le plastique de revêtement peut être de plusieurs types ⁶:

⁶ [Types de revêtement](#)

- Le polyéthylène, facile à installer et à remplacer, laisse passer 90% de la lumière incidente et convient aux serres de petite à moyenne taille en raison de son coût avantageux, bien qu'il soit moins durable.
 - Le PVC, en revanche, est rigide, résistant à l'usure et aux intempéries, ce qui lui confère une durée de vie plus longue et réduit les coûts d'entretien à long terme. Il est plus opaque, ce qui en fait un bon choix pour les serres de grande taille.
- b. **Arc gothique** : cette structure a pour particularité un toit aiguillé, le but étant d'éviter l'accumulation de la neige. Parmi ses caractéristiques :
- L'armature est typiquement en métal et les panneaux en verre ou en feuilles de polycarbonate.
 - La circulation intérieure de l'air y est optimale mais vulnérable aux vents latéraux.



a.1



a.2



b

Figure 12: Structures de serres agricoles

6.2.3. Orientation et positionnement

L'orientation d'une serre joue un rôle crucial pour maximiser l'exposition au soleil et atteindre une température optimale, tout en évitant les risques de surchauffe. Il est recommandé d'orienter la grande dimension de la serre dans un axe nord-sud, avec l'ouverture située au sud⁷. Cette disposition présente plusieurs avantages :

- Au milieu de la journée, lorsque le soleil est à son point le plus bas dans le ciel, il s'aligne avec la face sud de la serre. Cette position idéale permet de faire pénétrer les rayons solaires à l'intérieur de la serre, réchauffant ainsi l'espace et profitant des heures les plus chaudes de la journée.

⁷ [Comment orienter une serre](#)

- L'après-midi, c'est la partie Ouest de la serre qui bénéficie d'une exposition solaire importante, complétant ainsi l'exposition tout au long de la journée.

Ces orientations permettent d'optimiser l'utilisation de la lumière solaire, favorisant la croissance des plantes et le maintien d'une température adéquate à l'intérieur de la serre.

6.2.4. Notre choix

Après analyse des options détaillées ci-dessus, et lecture de l'article de [24] ainsi que le recueil de publication édité par la FAO sur le sujet : “ *Good agricultural practices for greenhouse vegetable crops : principles for mediterranean climate areas* ”, notre choix s'est très vite porté sur la structure tunnel avec une orientation Nord-Sud, pour les raisons suivantes :

- Limités par le temps et le budget, cette structure, comme expliqué plus haut, offre un excellent compromis entre facilité d'installation, coût, et performance (diffusion de lumière et isolation thermique).
- Cette forme de serre facilite l'instrumentation, surtout pour le système de caméras suspendues. En effet, elle offre une géométrie simple en arc, ce qui facilite l'installation d'équipements sur le cadre (comme nous le verrons dans le chapitre suivant). Les capteurs, les caméras ou autres dispositifs de computer vision peuvent être facilement fixés à différentes orientations et perspectives pour les tests et la capture d'images.
- De plus, la forme de la serre tunnel assure une distribution plus uniforme de la lumière à l'intérieur de la structure, ce qui est bénéfique à la fois pour les plantes et pour la prise de photos ou les applications de computer vision.
- Enfin, cette géométrie a l'avantage d'être résistante aux vents latéraux.

La **figure 13** montre la structure de la serre construite dans le cadre du projet. De gauche à droite nous pouvons voir : d'abord l'armature de la serre en acier galvanisé, la serre une fois recouverte de sa bâche en polyéthylène et enfin le modèle 3D de la serre réalisé sur SolidWorks.

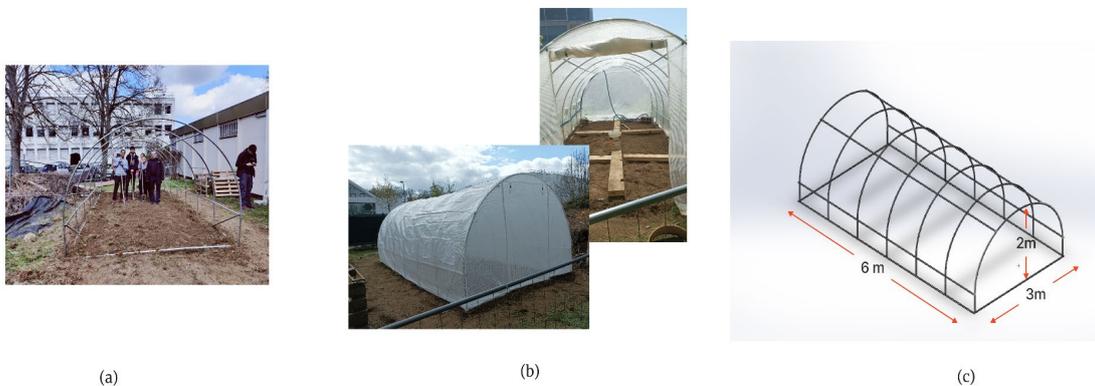


Figure 13 : Photos de la serre construite

6.3. Espèces végétales cultivées

Le but étant de pouvoir obtenir un jumeau physique “entier” (Serre & Plantes), autrement dit un véritable système de serre agricole réel et fonctionnel sur lequel l’on pourrait tester notre prototype d’application, il nous fallait impérativement planter dans la serre que nous avons construite. Pour ce faire, nous avons d’abord énuméré les contraintes auxquelles les plantes devaient satisfaire. Ensuite, après consultation des experts agronomes, nous avons identifié les espèces adéquates.

6.3.1. Contraintes posées

Sachant que l’on allait avoir accès à la serre uniquement durant les mois d’avril et de mai, et en prenant en compte le temps nécessaire à la préparation du terrain, à la construction de la serre et à la préparation de la terre, il était clair que la contrainte principale à laquelle nous allions être confrontés serait le temps d’occupation du sol (du semis à la récolte) des plantes que l’on allait choisir. En effet, celui-ci ne devait pas dépasser les 6 semaines. Aussi, il était préférable d’avoir des graines qui se sèment en pleine terre, afin d’utiliser l’espace offert par la serre dès le début. Enfin, pour optimiser le rendement, nous avons cherché une combinaison de plantes s’associant bien (dites aussi “plantes compagnes”).

6.3.2. Plantes choisies

Sur la base des critères cités précédemment, nous avons sélectionné les plantes suivantes :

- La laitue (durée de culture : 1 à 2 mois après les semis)
- Le radis (durée de culture : 3 à 6 semaines après les semis)
- Les aromates : menthes et basilic (durée de culture : 3 mois)

Pour accélérer davantage le développement de ces végétaux et synchroniser leur récolte, nous avons opté pour des plants de laitue, de menthe et de basilic. Nous n’avons donc semé que le radis, directement en pleine terre. Aussi, ce sont toutes des plantes compagnes.

6.3.3. Organisation des plantes dans la serre

La serre que nous avons construite est de dimensions 6x3 mètres. Nous l’avons divisée en 6 carrés d’environ 1x1 mètre comme indiqué sur la **figure 14**.

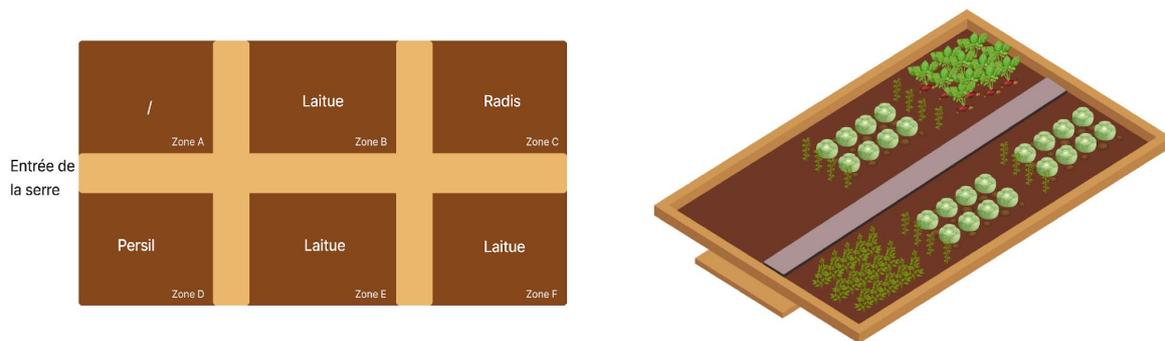


Figure 14: Organisation de la serre



Figure 15: Croissance des cultures dans la serre

Après avoir expérimenté différentes configurations du système d'irrigation et fait face au problème de baisse de pression dans le tuyau goutte à goutte placé au sol, nous avons opté pour une solution en plaçant le système en hauteur, ce qui nous permet d'obtenir un effet de pluie artificielle ou d'arrosage tropical. De plus, nous avons également installé des diffuseurs d'eau le long de l'allée centrale pour un arrosage par aspersion (**Figure 16**).



Arrosage tropical



Arrosage par aspersion

Figure 16: Systèmes d'irrigation installés

Les avantages de chaque type d'arrosage sont les suivants :

6.4.1. Arrosage par aspersion (diffuseurs d'eau rotatifs placés le long de l'allée centrale) :

- Flexibilité : Les têtes d'arrosage peuvent être ajustées pour changer la portée et la direction de l'arrosage.
- Adapté à différents types de cultures : L'irrigation par aspersion convient à une grande variété de cultures, y compris les légumes, les fruits et les cultures en rangées.
- Perte d'eau par évaporation : Étant donné que l'eau est pulvérisée dans l'air, une partie de l'eau peut se perdre par évaporation avant de toucher le sol, ce qui peut entraîner une utilisation inefficace de l'eau.
- Cela peut aider à rafraîchir l'atmosphère environnante par temps chaud.

6.4.2. Arrosage en hauteur (pluie artificielle ou arrosage tropical) :

- Utilisation efficace de l'eau : L'eau s'écoule directement sur le sol, ce qui réduit les pertes par évaporation.
- Adapté aux cultures sensibles à l'humidité : Certains types de cultures, comme les orchidées ou les fougères tropicales, peuvent bénéficier de l'humidité constante créée par l'irrigation tropicale.
- Réduit le risque d'accumulation d'eau ou de formation de flaques.
- Fournit un arrosage doux et délicat, idéal pour les plantes sensibles ou délicates.

- Favorise une absorption optimale de l'eau par les racines des plantes.

En combinant ces deux méthodes d'arrosage, nous sommes en mesure de répondre aux besoins spécifiques de nos plantes, tout en maximisant l'efficacité de notre système d'irrigation.

6.5. Conclusion

Réaliser, entretenir et suivre par nous-même des plantations dans une serre agricole à échelle réelle, du semis à la récolte, nous a permis d'adopter une démarche orientée "***Design Thinking***" dans la conception de notre solution. En effet, nous mettre, le temps de quelques mois, dans la peau d'agriculteurs, tout en collaborant étroitement avec des spécialistes issus de différentes disciplines toutes aussi pertinentes les unes que les autres pour le projet (Agronomie, Mécanique, Électronique, Informatique) nous a permis de mieux appréhender la problématique et nous a inspiré dans sa résolution.

Chapitre 7 : Interface jumeau physique-numérique pour la collecte des données

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'architecture et le fonctionnement de notre système IoT pour l'acquisition des données dans la serre.

7.1. Système IOT : vue d'ensemble

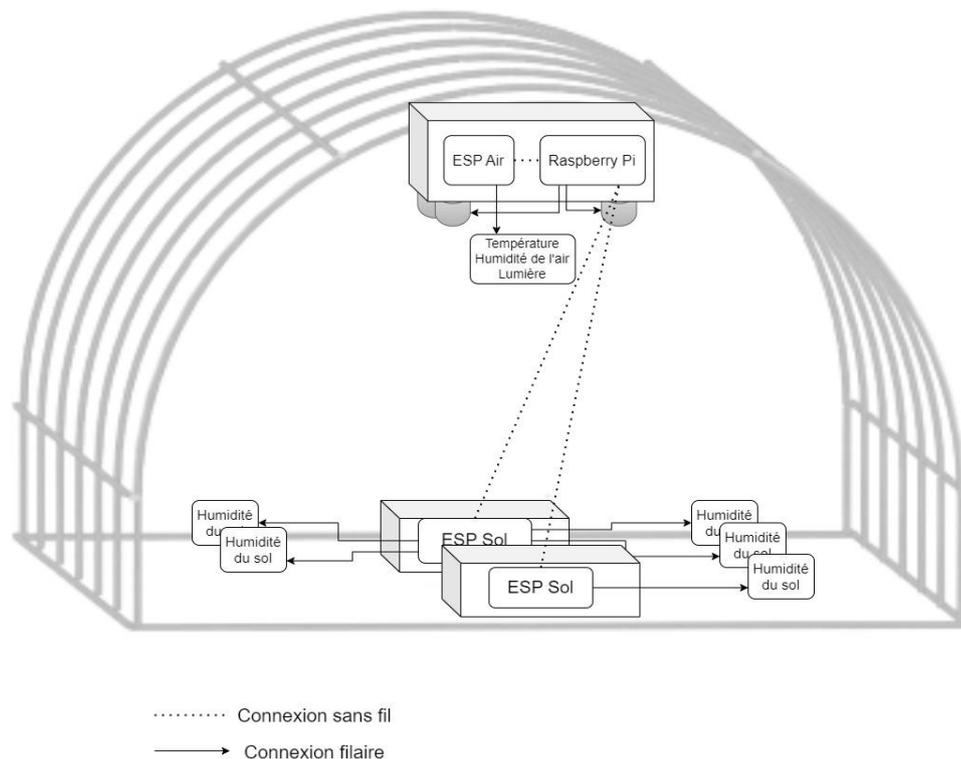


Figure 17: Architecture du système IoT

Notre système repose sur une architecture simple conçue pour optimiser la gestion et le contrôle de notre serre (**Figure 17**). Au cœur de ce système se trouve un nœud central “le cerveau de la serre” : il s’agit du microprocesseur Raspberry Pi modèle 4B qui coordonne l’ensemble des microcontrôleurs ESP32 (nœuds secondaires) présents dans la serre.

Chaque ESP32 est responsable de contrôler un ensemble de capteurs spécifiques. À des intervalles de temps réguliers, ils reçoivent un signal d’acquiescement de la part du nœud central (la RPi) indiquant l’ordre de prélèvement. Ce signal d’acquiescement est envoyé dans un canal via le protocole MQTT. Ce procédé permet de remédier au problème d’estampillage et d’assurer la synchronisation des prélèvements au niveau de tous les nœuds secondaires (ESP32) et par

conséquent au niveau des capteurs qui leurs sont connectés. La RPi récupère alors les données de chaque capteur via un autre canal du protocole MQTT, en passant par leurs microcontrôleurs ESP32 respectifs. Avant d'être transférées, les données subissent un prétraitement qui comprend notamment leur estampillage et leur empaquetage au format JSON.

Le cerveau de la serre est constamment connecté à une base de données située sur un serveur distant en Algérie. Une fois les données prétraitées, le microprocesseur les envoie au serveur via le protocole MQTT.

La réception d'images, quant à elle, se fait différemment. Des caméras devront être positionnées au centre de la serre et fixées dans une boîte mobile contrôlée par un moteur électrique.

Pour capturer des images, le microprocesseur enverra des messages à intervalles réguliers pour déclencher le moteur et contrôler les optiques des caméras. En définissant trois zones de capture d'images, la boîte avance à pas réguliers et à chaque position, des images sont prises. Chaque image est ensuite nommée en fonction du numéro du capteur correspondant à la zone de prise de vue, puis envoyée au serveur pour être stockée, toujours via un canal spécifique pour les images sur le protocole MQTT.

Ce système permet ainsi de gérer efficacement les capteurs de la serre, de prétraiter les données collectées, d'établir une communication constante avec la base de données et de capturer des images de manière automatisée, tout en assurant leur stockage sécurisé sur le serveur distant.

7.3. Composantes du système

7.3.1. Hardware

7.3.1.1. Raspberry PI 4B

Il s'agit d'un ordinateur mono-carte développé par la fondation Raspberry Pi. C'est la quatrième génération de la série Raspberry Pi, qui est conçue pour offrir une plateforme abordable et polyvalente pour l'apprentissage, l'expérimentation et le développement de projets informatiques. Elle est équipée d'un processeur quadricœur ARM Cortex-A72 cadencé jusqu'à 1,5 GHz, offrant de bonnes performances pour une variété de tâches, avec ses 8Go de RAM permettant d'exécuter des applications et des tâches gourmandes en ressources. Elle dispose aussi de ports USB 3.0 et USB 2.0, d'un port Ethernet, de connecteurs GPIO, de ports HDMI, d'un connecteur pour une caméra et d'un connecteur pour un écran tactile. Elle utilise une carte microSD pour le stockage du système d'exploitation (Debian 10 dans notre cas) et des données.

Cet appareil sert de pont entre les capteurs et le nuage, c'est le microprocesseur ou le cerveau du jumeau physique. Il recueille les données des capteurs et les envoie au nuage pour traitement et analyse avec un WIFI intégré pour communiquer avec Internet.

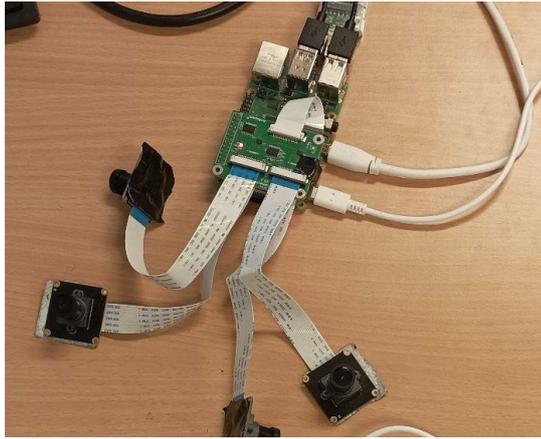


Figure 18: Raspberry Pi 4 modèle B avec carte d'extension multi-caméras

7.3.1.2. ESP32

Dans notre cas, 3 exemplaires ont été utilisés en tant que microcontrôleurs pour nœuds de capteurs (sous forme étoile) pour émettre des signaux d'acquiescement le moment de prélèvement et regrouper les données issues de divers capteurs et les transmettre à la passerelle (Raspberry).

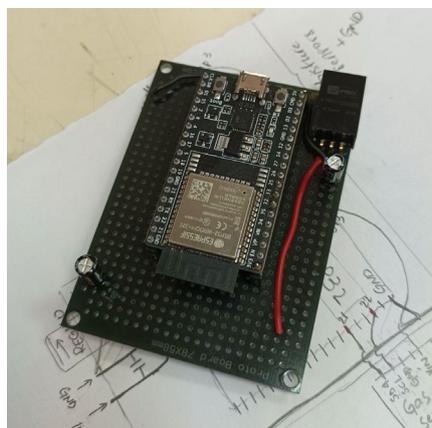


Figure 19: ESP32 avec circuit

7.3.1.3. Capteur multiple Cobber V0.2

Le Cobber V0.2 est équipé de deux capteurs intégrés, l'ADPS-9960 et le BME280. Tel que, le premier offre la mesure de la lumière ambiante et des couleurs, la détection de proximité et la détection des gestes sans contact. Le deuxième capteur est le moyen facile de mesurer la pression barométrique, l'humidité et les lectures de température sans prendre trop de place.

- V_{in} : 3 / 5VDC
- Interface : I2C (adresse I2C : 0x39 pour l'ADPS et 0x77 pour le BME280)
- Plage de température : -40C à 85C, avec une erreur de $\pm 1C$
- Plage d'humidité : 0 - 100%, avec une erreur de $\pm 3\%$.
- Temps de réponse (temps moyen pour réagir à une variation brusque) : 1 seconde

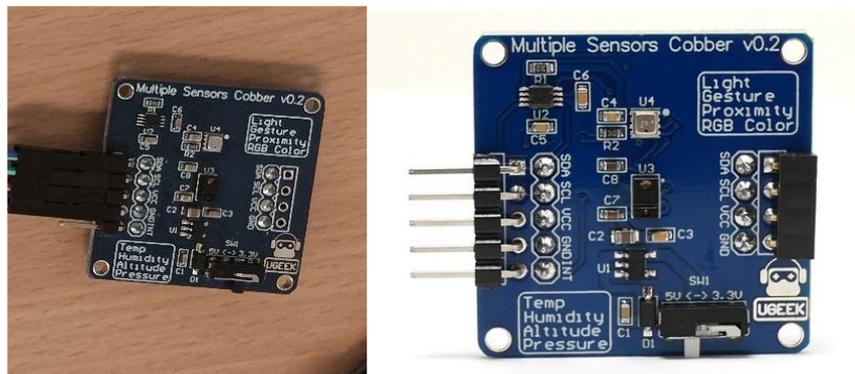


Figure 20: Multiple Sensor Cobber v2.0

Adafruit SGP 30 Air Quality Sensor est un capteur de gaz MOX (basé sur un film de nanoparticules d'oxyde métallique) entièrement intégré par les experts de Sensirion. Le capteur SGP 30 dispose d'une interface I2C et de signaux de sortie entièrement étalonnés avec une précision typique de 15 % dans les valeurs mesurées. Ce capteur de gaz peut détecter un large éventail de composés organiques volatils (COV) et de H₂ et est destiné à la surveillance de la qualité de l'air intérieur. Lorsqu'il est connecté à un microcontrôleur, il renvoie une lecture de composé organique volatil total (COVT) et une lecture équivalente de dioxyde de carbone (eCO₂) sur I2C.

Dans notre cas, 2 exemplaires ont été mis en place :

- Le premier, en haut pour mesurer le taux de CO₂ dans l'air ambiant, permet de surveiller la concentration globale et d'ajuster la ventilation.

- Le deuxième en bas plus proche du niveau des plantes permet de mesurer précisément la concentration à l'endroit où les plantes effectuent la photosynthèse et absorbent le CO₂, cela permet de s'assurer que les plantes reçoivent la quantité adéquate de dioxyde de carbone pour leur croissance et leur développement.



Figure 21: : SGP 30, capteur de gaz atmosphériques, utilisé principalement pour le CO₂

7.3.1.5. Capteur d'humidité du sol

- Tension de fonctionnement : 3.3 V / 5 V
- Interface de sortie : analogique

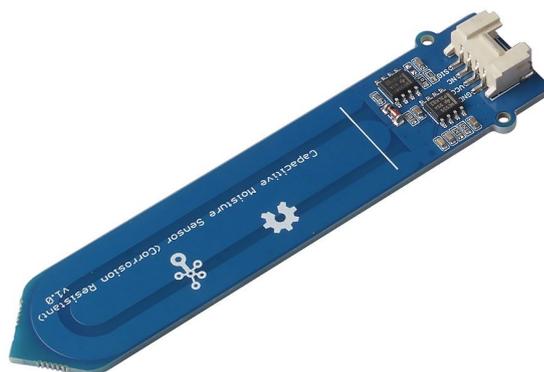


Figure 22: Grove - Capteur d'humidité capacitif (résistant à la corrosion)

7.3.1.6. Multiplexeur caméra

Il s'agit d'un adaptateur qui permet la connexion simultanée de 4 caméras à la RPi en une seule extension. Cela nous permet de prendre des images de haut sur les deux côtés de la serre, mais aussi et surtout d'utiliser à la fois des caméras "couleur" non modifiées et des caméras modifiées pour capter l'IR. Le modèle que nous avons utilisé est de la marque Arducam.

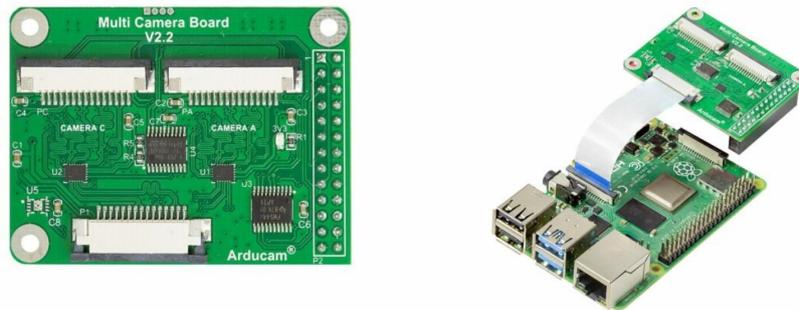


Figure 23: Arducam Multi-camera board V2.2

7.3.1.7. Caméra modèle IMX219

Lentille : M12 Lens Seat, FOV90 Degree Lens

Longueur focale : 2.8mm

7.3.2. Software

MQTT

Le protocole MQTT (Message Queuing Telemetry Transport) est un protocole de messagerie léger et basé sur le modèle publish-subscribe. Il a été conçu pour les communications machine-à-machine (M2M) et l'Internet des objets (IoT). MQTT est souvent utilisé dans les applications où la consommation d'énergie et la bande passante sont limitées.



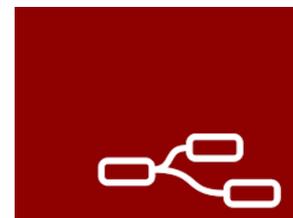
Le fonctionnement du protocole MQTT repose sur un échange de messages entre un client MQTT et un broker MQTT. Les clients MQTT peuvent être des dispositifs IoT, des applications ou des serveurs. Le broker MQTT agit comme un intermédiaire qui reçoit, stocke et redistribue les messages aux clients intéressés.

Le modèle publish-subscribe de MQTT permet aux clients de publier des messages sur des "topics" (sujets) spécifiques et de s'abonner à des topics pour recevoir les messages qui y sont publiés. Ainsi, les clients intéressés par un certain type d'information peuvent s'abonner à un topic correspondant et recevoir les messages pertinents lorsque ces derniers sont publiés.

C'est le protocole utilisé dans notre application IoT en considérant la Raspberry Pi comme étant le broker jouant le rôle d'un relais central et toute autre entité tierce joue le rôle de clients.

Node Red :

Node Red est un environnement de développement graphique basé sur un navigateur web qui permet de créer des applications IoT (Internet des objets) de manière visuelle et intuitive. Il offre un moyen simple et efficace de connecter et de gérer des flux de données entre différents appareils et services.



Node-RED

Il est construit sur Node.js, une plateforme d'exécution JavaScript côté serveur, ce qui nous permet de créer rapidement des flux de travail en utilisant des nœuds préexistants et en les reliant ensemble de manière visuelle. Chaque nœud représente une fonction ou une action spécifique, et les utilisateurs peuvent les glisser-déposer (drag & drop) pour construire des flux complexes.

Grâce à sa simplicité d'utilisation, on a pu :

- Orchestrer le flux de données depuis la source (capteurs) jusqu'à leur stockage.
- Programmer les déclencheurs d'événements.
- Simplifier nos fonctions sous forme de nœuds.
- Facilement à se connecter à des sources de données.
- Enclencher des événement (triggers) à travers MQTT.

Le schéma du flux global de notre système IoT pourra être retrouvé en [annexe](#).

MySql :

MySQL est un système de gestion de bases de données relationnelles (SGBDR) populaire et largement utilisé. Il est open source, ce qui signifie qu'il est gratuit et que son code source est accessible pour une utilisation,



une modification et une distribution libre. Nous l'avons utilisé pour notre Base de données hébergée dans le serveur de l'ENP.

Arduino IDE :

L'Arduino IDE (Integrated Development Environment) est un environnement de développement logiciel open source spécialement conçu pour la programmation des cartes Arduino.



Dans notre cas, cet IDE nous a permis de programmer le software de nos ESP32 avec le langage C tout en utilisant les bibliothèques associées à chaque fonctionnalité, tel que :

- Le WIFI et MQTT
- Bibliothèques des capteurs : BME280, SGP 30 et pour la lecture analogique.

Une fois le code écrit l'IDE permet de le compiler et de le téléverser directement aux cartes ESP 32 connectées à l'ordinateur via câble USB.

Python :

Python est un langage de programmation interprété, polyvalent et de haut niveau.

Dans notre contexte, Python a été choisi pour une utilisation simple des bibliothèques MQTT et de pré-traitement afin d'envoyer les données à distance au serveur de stockage.



Langage C :

Le langage C, est un langage de programmation impératif de bas niveau créé par Dennis Ritchie au début des années 1970. Il se caractérise par sa proximité avec la machine et sa puissance d'expression. Il offre un contrôle précis sur le matériel et permet d'écrire des programmes efficaces et rapides. Il est souvent utilisé pour développer des systèmes d'exploitation, des compilateurs, des pilotes de périphériques et d'autres logiciels qui nécessitent une manipulation de bas niveau.



Comme dans notre cas, le langage C nous a permis de programmer nos microcontrôleurs ESP32 à l'aide de l'Arduino IDE, pour :

- Se connecter au WIFI en assurant une liaison constante avec le Broker.
- Contrôler les différents capteurs liés à ce dernier.
- Empaqueter les données émises par les capteurs au format JSON.

- Transmettre les données grâce au protocole MQTT

BASH :

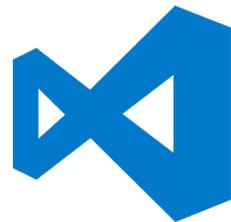
BASH (Bourne Again SHell) est un interpréteur de commandes ou shell de ligne de commande utilisé principalement dans les systèmes d'exploitation de type Unix, tels que Linux.



Dans notre cas, nous avons utilisé des scripts Bash pour être exécutés lors du déclenchement d'un Cron Job au niveau de Node Red. En utilisant le shebang Bash, nous avons créé un script qui appelle l'interpréteur Python ainsi que le fichier que nous souhaitons exécuter. Cette approche nous permet de séparer clairement la logique d'exécution du script Python de la configuration du Cron Job. De plus, cela offre une plus grande flexibilité si nous souhaitons ajouter des étapes supplémentaires ou des paramètres au script d'exécution.

Visual Studio Code:

VS Code (Visual Studio Code) est un éditeur de code source développé par Microsoft. Il s'agit d'un logiciel gratuit et open source qui offre un large éventail de fonctionnalités pour la programmation et le développement de logiciels.



Dans notre cas, VS code a été utilisé pour développer des scripts Python tout en bénéficiant des extensions intelligentes de coloration de code et du Co-pilot intelligent de Github pour la suggestion et la correction du code.

7.4. Emplacement du système dans la serre

L'électronique que nous avons présentée dans la section précédente n'est pas uniquement destinée à être placée au sol. En effet, les capteurs de température de l'air, de concentration de l'air en CO₂, d'intensité lumineuse et surtout les caméras, doivent être suspendus en hauteur dans la serre afin d'avoir des données pertinentes.

7.4.1. Système de suspension

Afin de fabriquer notre propre système de suspension, qui viendrait porter nos caméras et autres capteurs de paramètres atmosphériques, nous avons préparé les éléments suivants :

- Des double-rails en acier achetés du commerce (destinés aux portes coulissantes). Nous les utiliserons pour permettre la translation des caméras le long de la serre.
- Des crochets imprimés en 3D pour accrocher les rails aux arceaux de la serre. Le modèle Solidworks et l'installation après impression sont représentés à la **figure 24**.

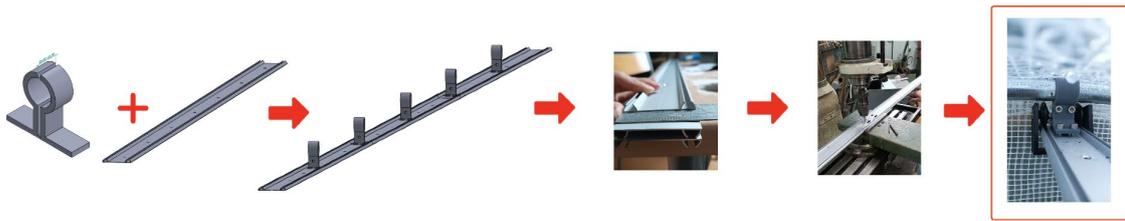


Figure 24: : Rails et crochets imprimés pour le système de suspension

- Ce mécanisme a été conçu également pour porter la boîte qui contiendra les caméras, les capteurs, ainsi que les microcontrôleurs auxquels ils sont connectés. Pour ce faire, nous avons récupéré une boîte à outils que nous avons adaptée à nos besoins, en perçant la face inférieure de telle sorte à laisser passer les objectifs des caméras et les capteurs de paramètres atmosphériques. (Figure 26)

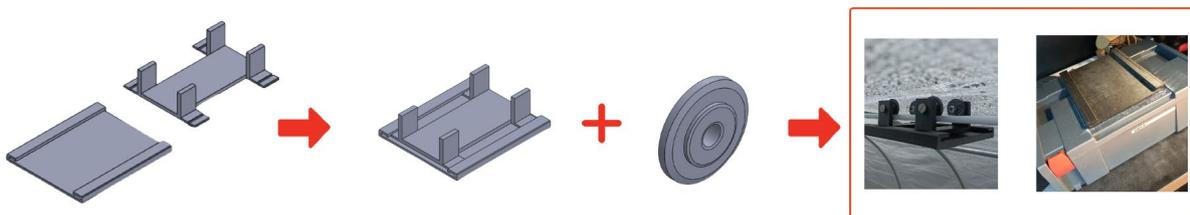


Figure 25: Mécanisme de translation de la boîte mobile



La boîte mobile contiendra les caméras et la Raspberry Pi à laquelle elles sont connectées. De même, nous y mettrons l'ESP connectée aux capteurs SGP 30 et BME280 du Multiple Sensors Cobber V0.2 pour la mesure des paramètres de l'air.

7.4.2. Procédé de prise d'images multispectrales

Le but de l'utilisation simultanée de quatre caméras pour la prise d'image est de pouvoir obtenir, après traitement, une image multispectrale de la totalité de la serre, constituée des spectres du visible (VIS) : le rouge, le vert, et le bleu, ainsi que du proche-infrarouge (NIR).

Les caméras multispectrales capables de générer ce type d'images directement sont encore très peu accessibles, leurs prix ne rentrent pas dans les contraintes budgétaires d'un tel projet. Nous avons donc essayé d'imaginer un procédé "low-cost" pour cette prise d'images à partir de caméra RVB ordinaires.

Le procédé est le suivant :

7.4.2.1. Pour la conversion des caméras classiques en caméras IR

1. Prendre deux caméras (de préférence monochromes pour plus de sensibilité aux ondes IR, puisqu'elles sont dépourvues de filtre de Bayer) et en ôter les filtres IR-bloquants situés juste en dessous de l'objectif.
2. Placer des filtres IR devant l'objectif afin de laisser passer uniquement les longueurs d'ondes appartenant au domaine IR (les longueurs d'ondes supérieures à la longueur de coupure du filtre choisi)
3. Convertir les images obtenues en niveaux de gris (si le capteur n'est pas monochrome). Cela représente les images NIR.

7.4.2.2. Pour la prise d'images VIS-NIR

1. Utiliser les deux caméras précédemment modifiées et deux autres caméras couleur intactes.
2. Les placer au bas de la boîte destinée à les porter (présentée dans la section précédente) tel qu'expliqué à la **figure 27**.
3. Prendre séquentiellement des images de chaque caméra à des positions fixes au niveau des rails.
4. Poursuivre la capture d'images jusqu'à ce que toutes les positions souhaitées le long des rails aient été couvertes.
5. Post traitement : Recoller les images partielles pour former une image complète.

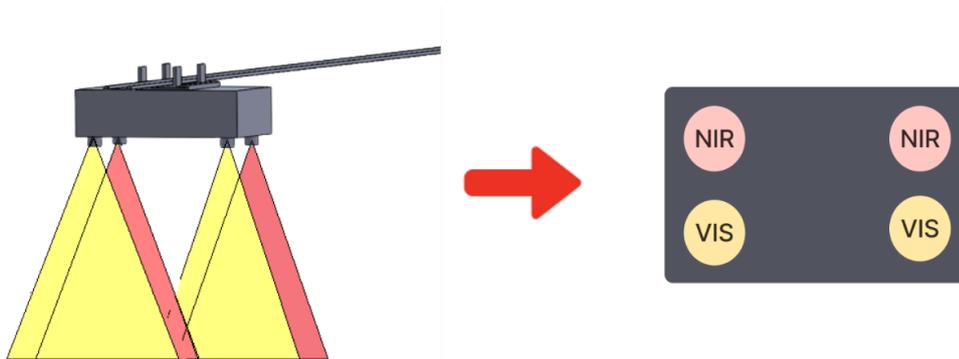


Figure 27: Emplacement des quatre caméras dans la boîte suspendue en haut de la serre (vue de dessus)

Afin de pouvoir lancer un ordre de prise d'image à la caméra une fois à la position souhaitée, nous avons envisagé de placer des aimants à ces endroits précis au niveau des rails, ainsi qu'un capteur **effet Hall** sur le dessus de la boîte, de telle sorte que, lorsque la boîte atteint une position où une image doit être prise, un signal est émis depuis ce capteur sensible au champ magnétique de l'aimant.

7.5. Transmission des données au serveur distant

Une fois toutes les données collectées au niveau de la Raspberry Pi, elles sont transmises à un serveur distant via protocole MQTT (publiés dans un canal dédié puis écoutés au niveau du serveur) sous format JSON. A la réception, le serveur les enregistre dans la base de données (table mesures) et dans le système de fichiers (pour les images).

7.6. Conclusion

En conclusion de ce chapitre, nous avons présenté en détail l'architecture de notre système IoT et son fonctionnement, ainsi que notre système de prise d'images multispectrales dans la serre. Nous avons souligné l'importance des connexions établies entre les composants du réseau, les protocoles de communication sélectionnés et les spécifications de la base de données sécurisée. Malgré le fait que l'installation complète du système IoT dans la serre n'ait pas été réalisée dans le cadre de ce projet, toutes les préparations nécessaires ont été effectuées pour faciliter son intégration future.

Grâce à notre système, nous sommes en mesure de collecter des données en temps réel sur l'environnement de la serre et d'obtenir des images multispectrales pour une analyse approfondie des cultures. Cela permet aux agriculteurs d'avoir une meilleure compréhension des conditions de croissance, de surveiller l'état de santé des plantes et de prendre des décisions éclairées pour optimiser la productivité agricole

Chapitre 8 : Jumeau numérique

8.1. Introduction

En tenant compte de l'analyse faite dans le contexte de notre problématique, nous pouvons identifier plusieurs défis auxquels les agriculteurs font face constamment, parmi lesquels : la gestion de la ressource en eau, la lutte contre les mauvaises herbes limitant le développement et le rendement de nos cultures ainsi que l'accès limité aux connaissances et à l'information agricole. Par ailleurs, la variabilité du microclimat et le manque d'appui pour prendre de bonnes décisions constituent également un grand problème.

Pour surmonter ces obstacles, nous proposons de tirer pleinement profit des solutions d'intelligence artificielle en développant un modèle d'estimation de la densité des mauvaises herbes dans la serre d'une part et un modèle de prévision de la distribution de l'humidité dans le sol d'autre part. Ces derniers pourront alors être intégrés alors à l'application d'aide à la décision dont nous allons présenter l'architecture et l'interface dans le présent chapitre.

Ainsi, nous aurons entamé le processus de développement d'un jumeau numérique de la serre en commençant par des fonctionnalités des couches descriptives et prédictives. Il reste alors à développer davantage ces premières couches et ensuite à développer le niveau prescriptif en utilisant l'une des techniques décrites dans la section 2.2.3.

8.2. Description de l'application proposée

Lorsque des données de la serre sont collectées, incluant les mesures des capteurs et les images des caméras, elles sont envoyées par la Raspberry Pi au serveur distant situé à l'ENP en utilisant le protocole MQTT. À ce stade, un script est utilisé pour insérer ces données dans une base de données MySQL en suivant un modèle préalablement défini, qui sera présenté dans la section 8.2.

Les données ainsi stockées peuvent être analysées, traitées, modélisées puis retournées à l'utilisateur sous diverses formes selon le besoin (graphiques, messages d'alerte, visualisation 2D, etc.) afin de l'informer de l'état de sa serre et de l'aider à prendre des décisions éclairées.

Dans le cadre de ce projet, nous proposons une première maquette (prototype) d'application mobile d'aide à la décision, dans laquelle nous montrerons l'intégration de modules descriptifs et prédictifs utiles pour le suivi et la gestion des serres agricoles (présentés à la section 8.3.).

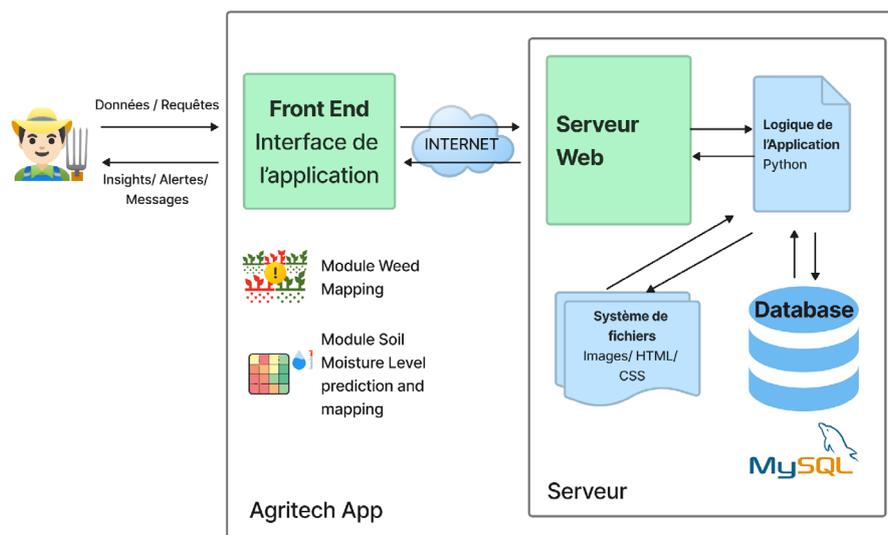


Figure 28: Architecture de l'application proposée

De plus, l'utilisateur a la possibilité, lorsqu'il le souhaite, d'utiliser l'application pour insérer ses observations dans base de données, permettant ainsi de les stocker et de les utiliser ultérieurement pour des analyses ou des références. Cela offre à l'agriculteur la possibilité de conserver un historique de ses observations et de les partager avec d'autres utilisateurs de l'application.

8.3. Schéma conceptuel de la base de données

Le bon fonctionnement du système que l'on vient de décrire repose principalement sur l'architecture de la base de données sous-jacente.

Afin que l'application puisse permettre à plusieurs utilisateurs de se connecter à leurs comptes afin de gérer et de suivre l'évolution d'une ou de plusieurs serres instrumentées dans lesquelles seraient plantées une ou plusieurs espèces de plantes, il faut que le schéma conceptuel de la base de données puisse inclure les entités suivantes, suivant un ordre hiérarchique :

- Les mesures : ce sont les points de données individuels prises par un capteur à un instant précis.

- Les capteurs : ils sont définis par leur fonction (ou nom) et leur position relative dans une parcelle de la serre.
- Les zones ou parcelles : ce sont les divisions de la serre, étant des rectangles elles sont définies par les coordonnées de leurs points inférieur gauche et supérieur droit dans la serre.
- Les plantations : il s'agit d'une activité de culture d'une espèce de plantes du début de la plantation jusqu'à la fin, elle est définie par l'espèce (clé étrangère) et le nombre de plantes cultivées.
- Les serres : elles sont définies par leurs caractéristiques et configuration initiales (localisation, dimensions, etc.)
- Les utilisateurs : définis par leurs identifiants sur l'application
- Les plantes : cette entité définit les différentes espèces de plantes et peut contenir diverses informations, y compris des règles de culture définies par des experts agronomes. Dans notre modèle conceptuel, cette entité est utile pour organiser les données collectées par type de plante, ce qui permettra d'avoir des ensembles de données spécifiques pouvant servir de base pour l'apprentissage de modèles spécifiques.

En reliant ces entités, nous obtenons le schéma conceptuel suivant (**figure 30**)

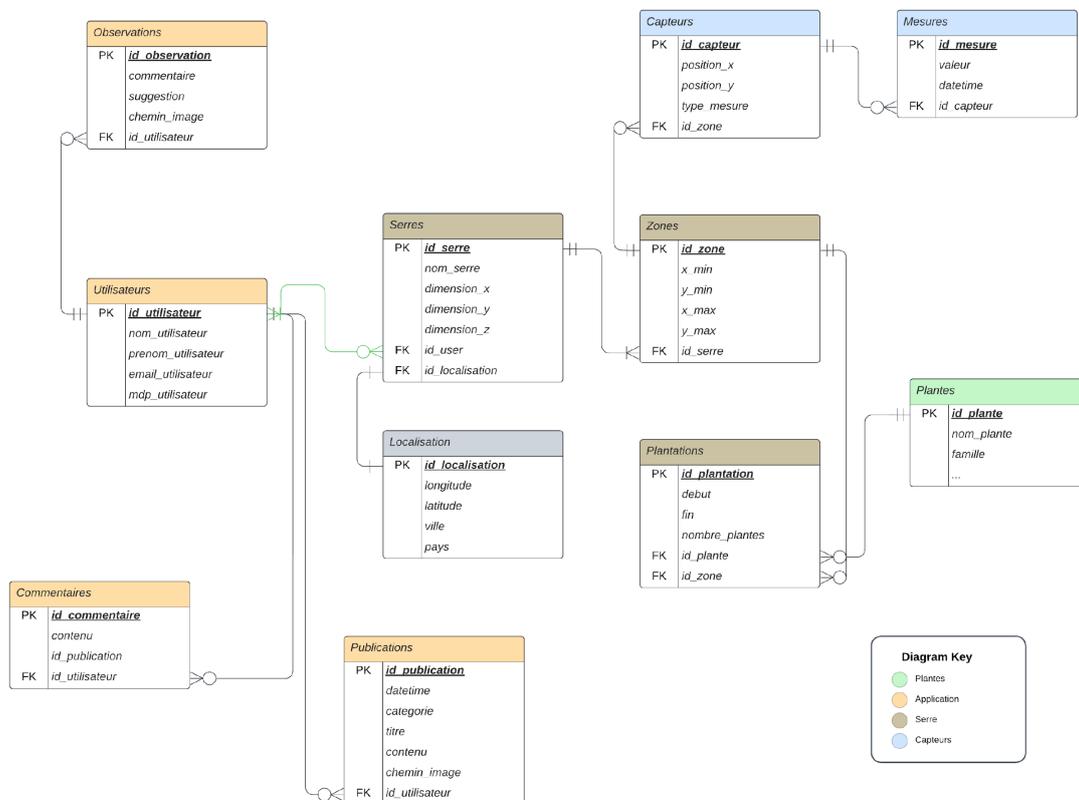


Figure 29: Modèle conceptuel de la base de données proposée. Formalisme : ER Diagram (Crow's Foot Style)

8.4. Modules de l'application

L'application doit offrir une interface conviviale accessible via un **appareil mobile**, afin de permettre aux agriculteurs d'accéder facilement et à tout moment à des informations et des informations clés sur leurs cultures.

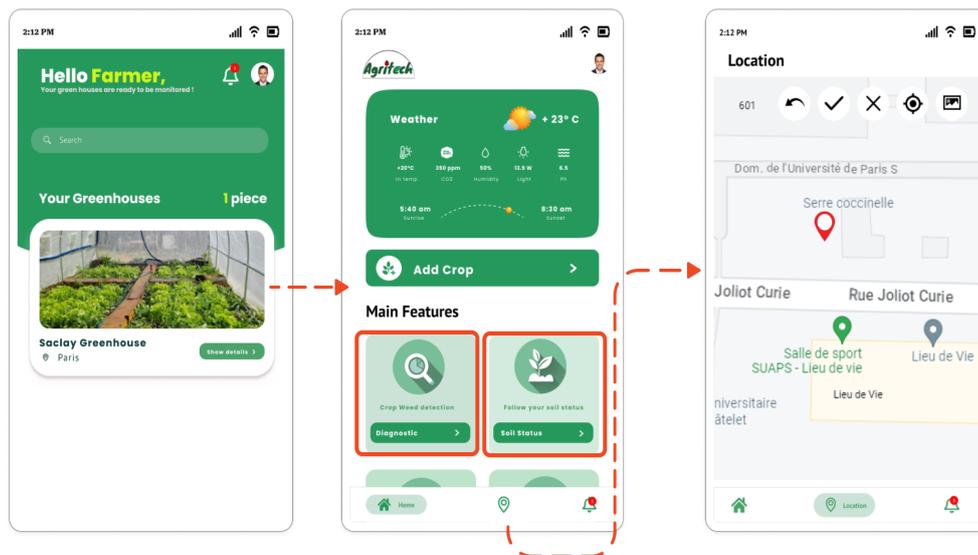
Le prototype que nous proposons comprend plusieurs tableaux de bord équipés de modules d'intelligence artificielle spécialement conçus pour l'agriculture de précision en serre. Ces modules permettent à l'agriculteur de surveiller l'état de ses serres, de détecter les mauvaises herbes et de prévoir l'évolution de l'humidité du sol au niveau de la surface de la serre. De plus, l'agriculteur a la possibilité d'ajouter, lorsqu'il le souhaite des observations spécifiques concernant une serre en particulier.

- **Module de détection des mauvaises herbes** : L'application utilise la technologie de vision par ordinateur et des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter et identifier les mauvaises herbes dans la serre. A partir de photos des plantations vues du dessus, le module analyse les images, identifie les mauvaises herbes potentielles et fournit des segmentations précises à l'agriculteur. Cela leur permettra de prendre des mesures opportunes, comme l'application ciblée d'herbicides ou l'enlèvement manuel, pour atténuer la croissance des mauvaises herbes et protéger la culture.
- **Module de prévision de l'humidité du sol et de détection d'anomalies** : Ce module utilise des algorithmes avancés pour prédire les niveaux d'humidité du sol dans la serre. Il utilise des données historiques et des données de capteurs pour estimer la teneur en eau du sol en tous points de la serre. En surveillant continuellement l'humidité du sol, l'application pourra par la suite permettre d'adopter une bonne fréquence d'arrosage pour le système automatique d'irrigation, et signaler les zones qui sont moins touchées par l'arrosage. Les agriculteurs reçoivent des alertes et des avis lorsqu'il y a des écarts importants, ce qui leur permet de prendre rapidement des mesures correctives, comme modifier les calendriers d'irrigation ou régler les problèmes de drainage.
- **Module d'intégration de l'expertise des agriculteurs** : En reconnaissant la valeur de l'expertise de l'agriculteur, l'application intègre un module qui permet aux agriculteurs d'apporter leurs connaissances et leurs observations quotidiennes. Les agriculteurs peuvent téléverser des images de conditions de culture particulières ou de phénomènes préoccupants et fournir des commentaires ou des annotations à leur sujet. Cette fonctionnalité interactive leur permet de partager leurs idées, observations et recommandations avec d'autres utilisateurs de l'application. *Les données recueillies grâce aux contributions des agriculteurs peuvent être utilisées pour améliorer la base de connaissances globale du Jumeau numérique, cela nous permettra plus tard de tirer*

parti de cette expertise et créer des modèles de recommandation basé sur ces données multimodales (images, commentaires...).

8.5. Interface utilisateur

Comme expliqué plus haut, l'application doit permettre à l'utilisateur de gérer plusieurs serres, et dans chaque serre plusieurs parcelles ou zones chacune ayant une culture à la fois. La **Figure 31** montre les premières pages de l'application permettant de choisir une serre à inspecter.



La page centrale affichée à la **Figure 31** montre les options offertes à l'utilisateur pour le suivi de la serre. En premier le module de détection de mauvaises herbes, et en second le module d'inspection de l'état du sol.

8.5.1. Module de détection de mauvaises herbes

Le but de ce module est d'estimer le taux (en %) de mauvaises herbes par rapport à l'ensemble de la végétation. Il permet à l'agriculteur d'associer une valeur chiffrée au phénomène visuel de prolifération d'adventices.

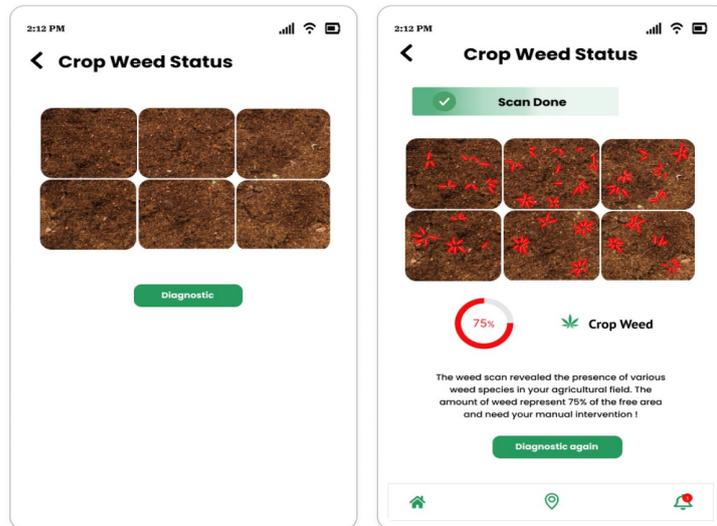


Figure 31: Pages du module de détection de mauvaises herbes

Ce module permet aux agriculteurs de surveiller les valeurs de plusieurs paramètres à travers la surface de la serre, présentée sous forme de cartographies. Ils peuvent visualiser l'état et l'historique de chaque zone individuellement. Les paramètres surveillés incluent la température, l'humidité relative, le CO2 et le PH. Grâce à ça, les agriculteurs peuvent identifier les zones problématiques, prendre des mesures correctives immédiates et analyser les performances de leur serre grâce à l'historique des données.

En plus, les utilisateurs sont alertés et notifiés en cas de dépassement de seuils prédéfinis afin de les mettre au courant de ce qui se passe réellement et éviter tout danger pouvant causer des dégâts à leur serre.

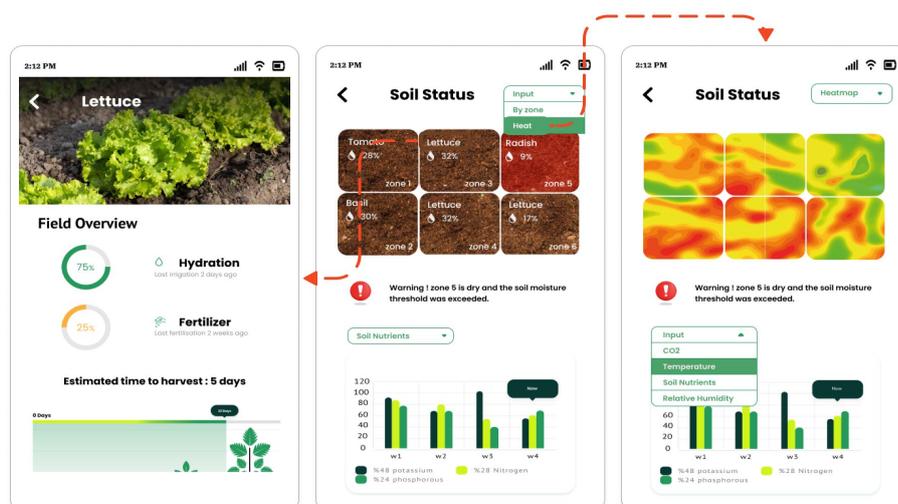


Figure 32: Pages du module d'inspection de l'état du sol

8.5.3. Espace observations de l'agriculteur (expert)

Ce module offre des champs pertinents pour recueillir les connaissances des agriculteurs, incluant leurs commentaires, des suggestions et des images à propos des problèmes rencontrés.

Cette base de connaissances sera dans le futur exploitée dans le but de développer des systèmes de recommandation destinés aux futurs agronomes afin de les assister et pérenniser cette expertise.

Afin d'inciter les agriculteurs à participer, nous proposons de mettre en place un système qui les encourage, telles que des points, des badges ou des récompenses virtuelles. Cela favorise leur engagement et la participation active des utilisateurs.

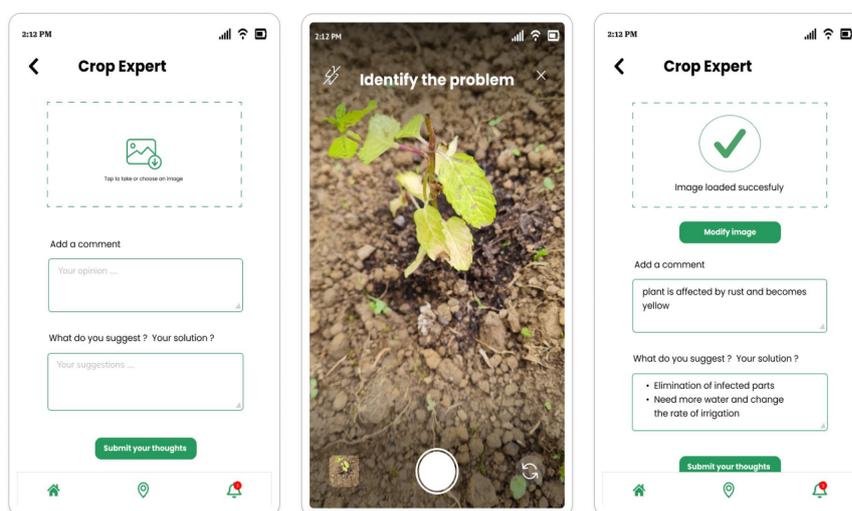


Figure 33: Espace observations de l'agriculteur

8.5.4. Forum d'échange entre agriculteurs

Ce module fournit des fonctionnalités permettant aux utilisateurs de créer des publications, de commenter, et de répondre à ces dernières. Ils peuvent poser des questions, partager des expériences, demander des conseils ou discuter sur des sujets spécifiques liés à l'agriculture.

Il offre un espace d'entraide et de support pour la communauté agricole offrant ainsi des avantages en termes de réseautage, suivit des actualités, résolution de problèmes et tout autres bienfaits du partage.

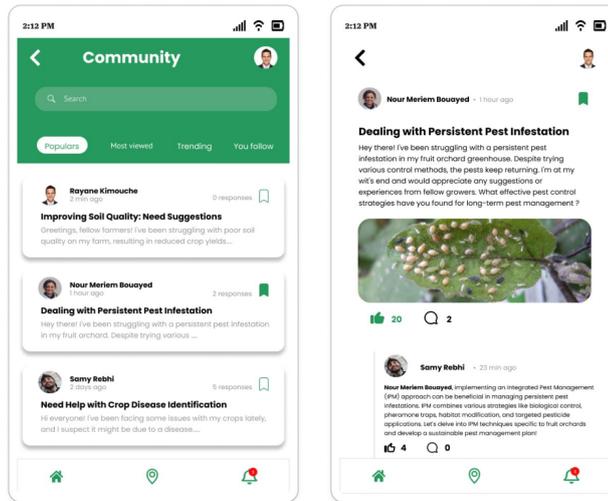


Figure 34: Forum d'échange entre agriculteurs

Chapitre 9 : Détail de l'implémentation du module d'estimation de la densité des mauvaises herbes

9.1. Introduction

Les adventices sont un défi majeur dans l'agriculture, car elles peuvent nuire à la croissance et à la santé des cultures. Ces plantes indésirables, plus connues sous le nom de "mauvaises herbes" se développent rapidement et compétitionnent avec les cultures pour les ressources essentielles telles que la lumière, l'eau et les nutriments du sol. Leur présence peut entraîner une diminution du rendement des cultures et des pertes économiques pour les agriculteurs. De plus, les mauvaises herbes sont souvent difficiles à détecter en raison de leur apparence similaire aux cultures environnantes et de leur distribution non uniforme dans les champs. Pour faire face à ce problème, il est essentiel de développer des techniques de détection avancées qui permettent d'identifier et de cartographier avec précision les zones infestées par les mauvaises herbes.

9.2. But

Le but du premier module que nous avons choisi d'implémenter est de cartographier les mauvaises herbes dans la serre. Cette tâche, également connue sous le nom de "weed mapping", consiste à identifier, localiser et cartographier les mauvaises herbes présentes dans un champ ou une zone de culture. Elle vise à fournir des informations précises sur la répartition spatiale des mauvaises herbes, ainsi que leur densité, afin d'aider les agriculteurs à prendre des décisions éclairées pour la gestion de ces plantes envahissantes et indésirables.

Afin de tester notre module, nous avons volontairement cessé de désherber dans notre serre, au niveau des carrés où nous avons cultivé la laitue, pendant un certain temps jusqu'à avoir une densité de mauvaise herbe telle que montrée à la **figure 36**.



Figure 35: Carré de laitues dans la serre à forte densité de mauvaises herbes

9.3. Approches communément utilisées

La cartographie des mauvaises herbes afin d'en estimer la densité précise par rapport à toute la surface végétale est une tâche faisant généralement appel aux techniques de vision par ordinateur, et plus précisément aux algorithmes de segmentation sémantique d'images, puisque la tâche requiert de situer, sur l'image, les pixels appartenant à la classe cible (mauvaises herbes) afin de pouvoir les agréger et en extraire l'information sur la densité des adventices dans le milieu cultivé.

La segmentation sémantique est une technique d'analyse d'images qui consiste à attribuer une étiquette sémantique à chaque pixel d'une image, en regroupant les pixels similaires en fonction de leur signification ou de leur classe d'appartenance. Contrairement à la segmentation par régions, qui divise une image en régions contiguës, la segmentation sémantique vise à identifier et à étiqueter chaque élément ou objet individuel dans une image, en lui assignant une classe spécifique, telle que "mauvaises herbes", "personne", "arbre", etc. Cela permet d'obtenir une compréhension plus détaillée de la composition de l'image et facilite l'analyse et la prise de décision dans de nombreux domaines, y compris la cartographie des mauvaises herbes en agriculture.

La segmentation sémantique est une tâche de l'apprentissage automatique supervisé qui consiste à associer à chaque image d'entrée une image-annotation appelée "masque". Ce masque attribue à chaque pixel une valeur correspondant à la classe à laquelle il appartient dans l'image d'origine (voir **figure 37**).

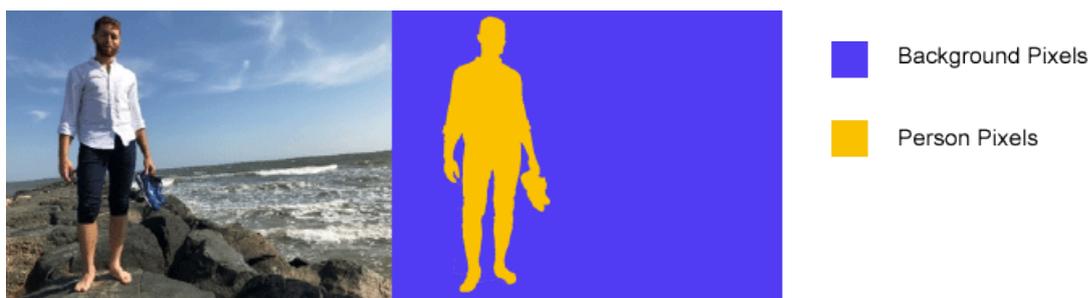


Figure 36: Exemple explicatif de segmentation sémantique ⁸

⁸ <https://fr.mathworks.com/solutions/image-video-processing/semantic-segmentation.html>

9.3.1. Approche basée sur une segmentation multi-classe (*Mauvaise-herbe /Plante /Arrière-plan*)

Elle consiste à :

1. Effectuer une segmentation sémantique distinguant les classes des bonnes plantes et des mauvaises herbes.
2. Pour chaque image segmentée, la densité des adventices se calcule en rapportant le nombre de pixels classifiés comme appartenant à la classe des mauvaises herbes au nombre total de pixels appartenant à n'importe quelle classe de végétaux (la somme des pixels de toutes les classes sauf la classe "arrière-plan" qui est une classe par défaut).

Cette approche a été adoptée par les auteurs de [25].

Le premier inconvénient de cette méthode est qu'elle requiert l'utilisation d'un jeu de données adapté à la tâche voulue, et donc comptant comme classes non seulement les plantes cultivées mais aussi les mauvaises herbes réellement rencontrées sur le terrain, alors que les datasets disponibles pour cette tâche se limitent pour l'heure à une vingtaine [26]. Ceci soulève aussi un deuxième inconvénient, celui qu'il existe un nombre incommensurable d'espèces de mauvaises herbes dans la nature, ce qui rend cette approche très peu pratique.

9.3.2. Approche basée sur une segmentation binaire (*Plante/ Arrière-Plan*)

Cette approche part de la définition suivante des adventices : “ une plante qui pousse dans un milieu aménagé (champ, massif...) sans y avoir été intentionnellement introduite”⁹ considérant donc que tout ce qui est végétal mais qui n'a pas été cultivé est une mauvaise herbe. Elle consiste alors à :

1. Séparer l'arrière-plan de l'avant-plan en utilisant un indice de végétation parmi ceux vus au chapitre 1.3. Suivi d'un algorithme de seuillage afin d'obtenir un masque binaire représentant la végétation.
2. Effectuer une segmentation sur l'image de départ afin d'extraire les pixels appartenant à la plante cultivée. On obtient à cette étape un masque représentant les cultures
3. Faire l'addition logique des deux masques binaires afin d'avoir le masque de couverture des mauvaises herbes (végétation ET non cultivée).

Ce procédé a été adopté par [27] – [29].

⁹ <https://fr.wikipedia.org/wiki/Adventice>

Compte tenu des inconvénients de la première approche, nous avons, nous aussi, opté pour la seconde, que l'on vient de décrire.

9.4. Méthode adoptée

9.4.1. Vue d'ensemble sur la méthode

Nous commençons par construire notre propre dataset puis l'annotons en précisant les masques associés à chaque image à l'aide d'un logiciel d'annotation. Puis, à partir de ces données un modèle de segmentation sémantique sera entraîné à reconnaître les laitues.

Une fois le modèle entraîné, évalué et validé, nous l'utilisons dans le procédé décrit à la **figure 38**. A chaque image, sont associés un masque *Laitues* et un masque *Végétation*, représentant, respectivement, les régions de l'image où se trouvent les laitues et tous les végétaux. Ces deux masques sont combinés afin d'obtenir le masque *Mauvaises Herbes* = *Végétation* - *Laitues*.

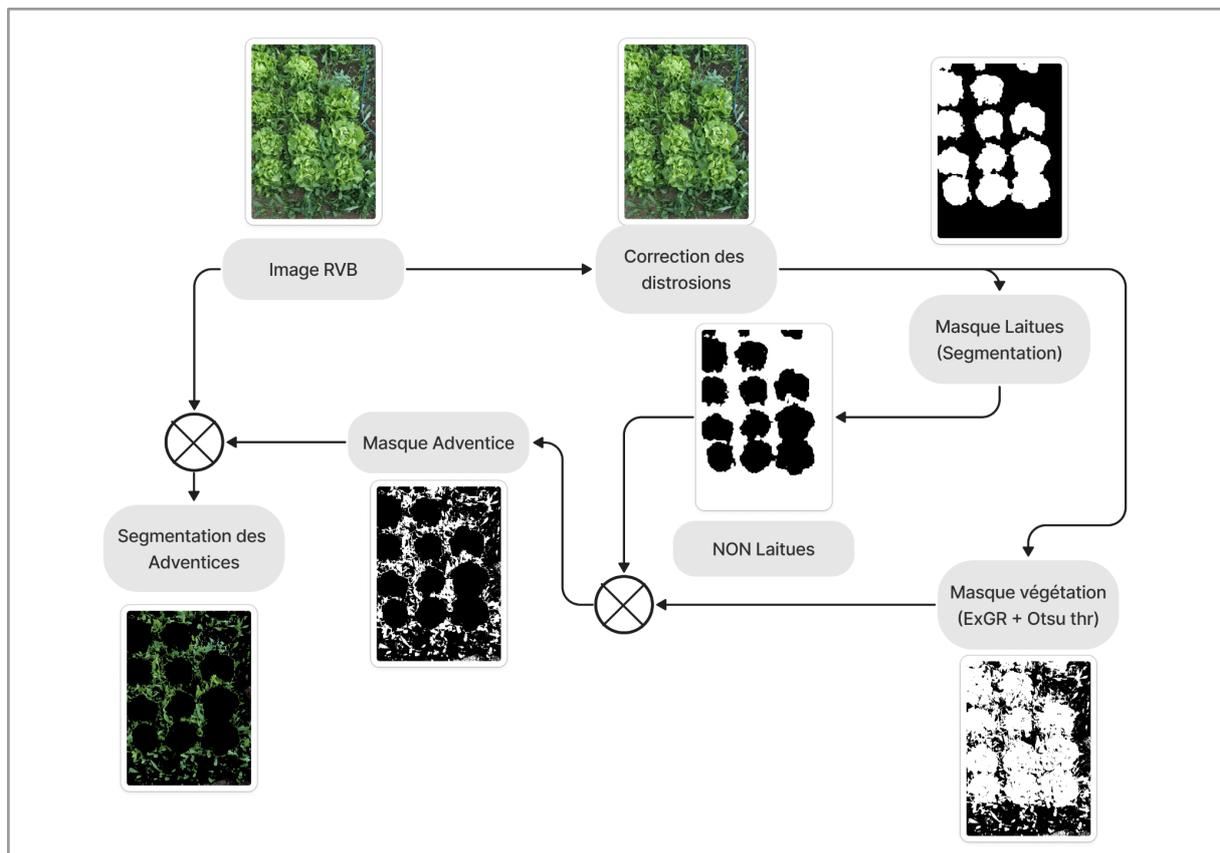


Figure 37: Diagramme de la méthode utilisée pour la cartographie des mauvaises herbes

9.4.2. Construction du dataset

Afin de constituer notre jeu de données pour l'entraînement du modèle de segmentation, nous avons dans un premier temps collecté des images de laitues à partir de diverses sources (mentionnées à **la table 1**).

N° Source	Nom de la source	Lien
Source 1	Google images	Lien 1
Source 2	Github : weed-datasets	Lien 2
Source 3	3rd Greenhouse Autonomous Challenge	Lien 3
Source 4	images.cv	Lien 4
Source 5	Images de notre serre	

Pour l'annotation des images, nous avons utilisé Anylabelling, un logiciel open source **d'annotation assisté par l'IA**, permettant à l'utilisateur de dessiner les contours d'objets sur l'image sans efforts et en quelques clics grâce aux modèles "YOLO" et "SegmentAnything" gérés et maintenus par Meta. Une fois les polygones dessinés et validés par l'utilisateur sur l'interface graphique, le logiciel se charge d'associer à chaque image un fichier JSON standardisé contenant les informations sur les polygones et les classes des objets. <https://anylabelling.com/docs>

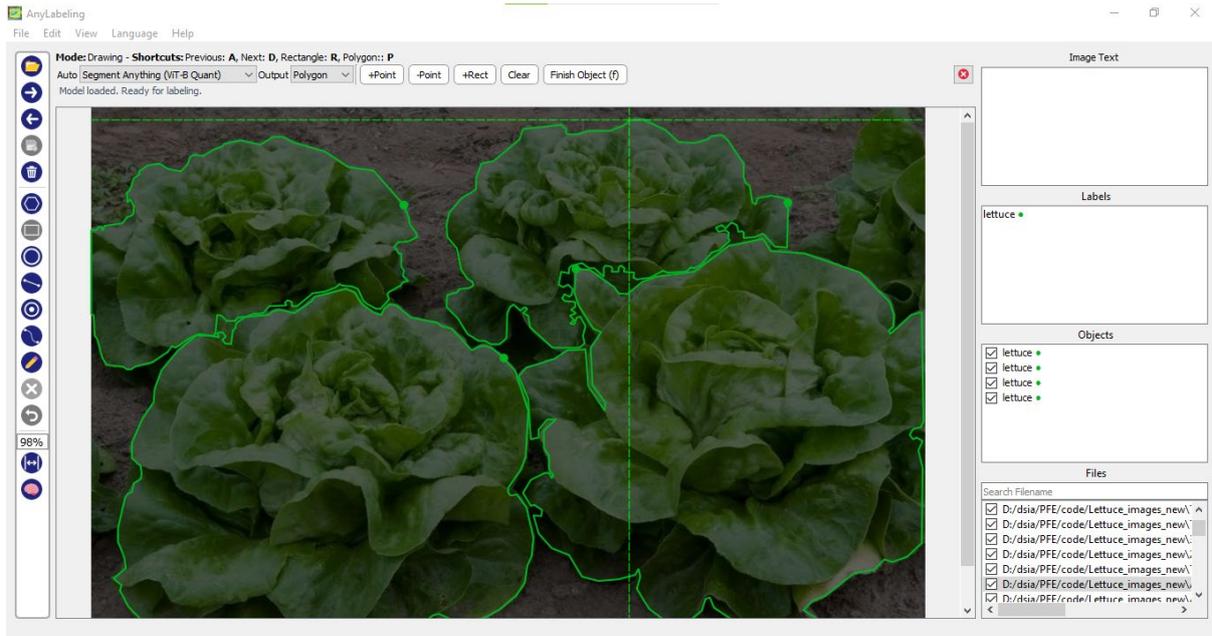


Figure 38: Interface de Anylabeling pour l'annotation des données

Une fois cette étape finalisée sur un total de 77 images chacune contenant entre une et 5 laitues, nous avons écrit un script Python pour transformer les fichiers JSON en masques de segmentation 2D et répartir les paires (image, masque) en trois sous-ensembles de traitement, de validation et de test.

9.4.3. Modèle utilisé pour la segmentation sémantique des Laitues

Parmi les modèles de D'apprentissage profond les plus utilisés pour la segmentation sémantique, UNet est particulièrement apprécié dans les applications médicales et plus généralement sur les images ayant rapport aux phénomènes biologiques. Nous avons donc jugé intéressant de le tester sur les images de végétaux.

U-Net utilise une architecture d'encodeur-décodeur sur la base d'une architecture dite entièrement convolutionnelle (fully convolutional networks). La partie d'encodage (feature-extractor) consiste en des couches de convolution qui réduisent progressivement la résolution spatiale de l'image tout en augmentant le nombre de caractéristiques (features) extraites. La partie de décodage utilise des opérations de déconvolution pour restaurer la résolution spatiale de l'image tout en rétablissant les informations contextuelles perdues lors de l'encodage. En sortie du décodeur, le masque de segmentation ayant les mêmes dimensions que l'image en entrée est produite.

Une caractéristique importante de ce réseau est qu'il contient un grand nombre de "skip connections" entre la partie encodeur et décodeur, ce qui permet au réseau de propager des informations de contexte (bas-niveau) vers des couches de résolution supérieure.

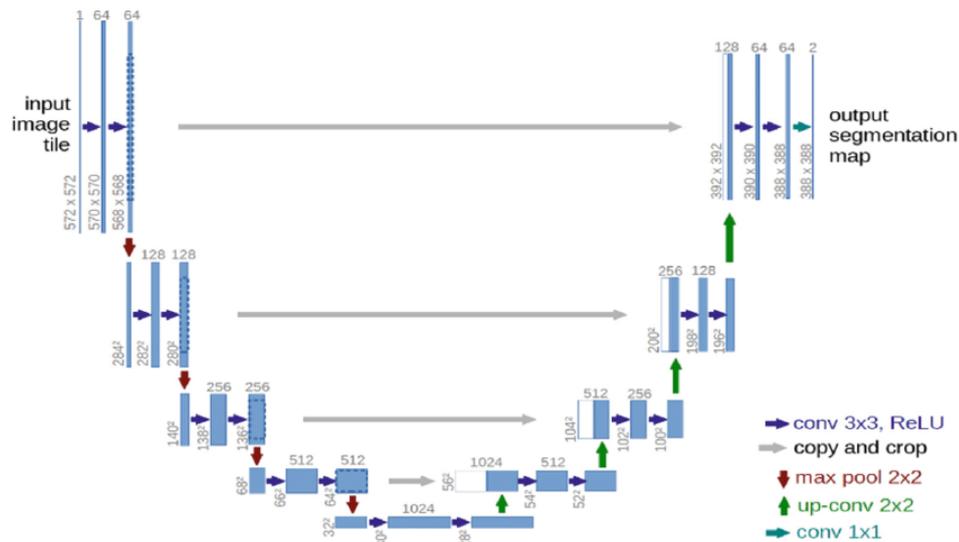


Figure 39: Architecture de UNet, basée sur l'article [30]

Pour notre application, nous avons également choisi de combiner UNet à VGG 16 (Very Deep Convolutional Network), une architecture de réseau neuronal convolutif (CNN) populaire et largement utilisée dans le domaine de la vision par ordinateur. Pour ce faire, nous utilisons VGG comme encodeur dans l'architecture U-Net. Les premières couches de VGG sont ainsi utilisées pour l'extraction de caractéristiques de bas niveau, tandis que les couches de plus haut niveau de VGG et les connexions skip d'U-Net permettent d'intégrer des informations contextuelles et de réaliser une segmentation précise.

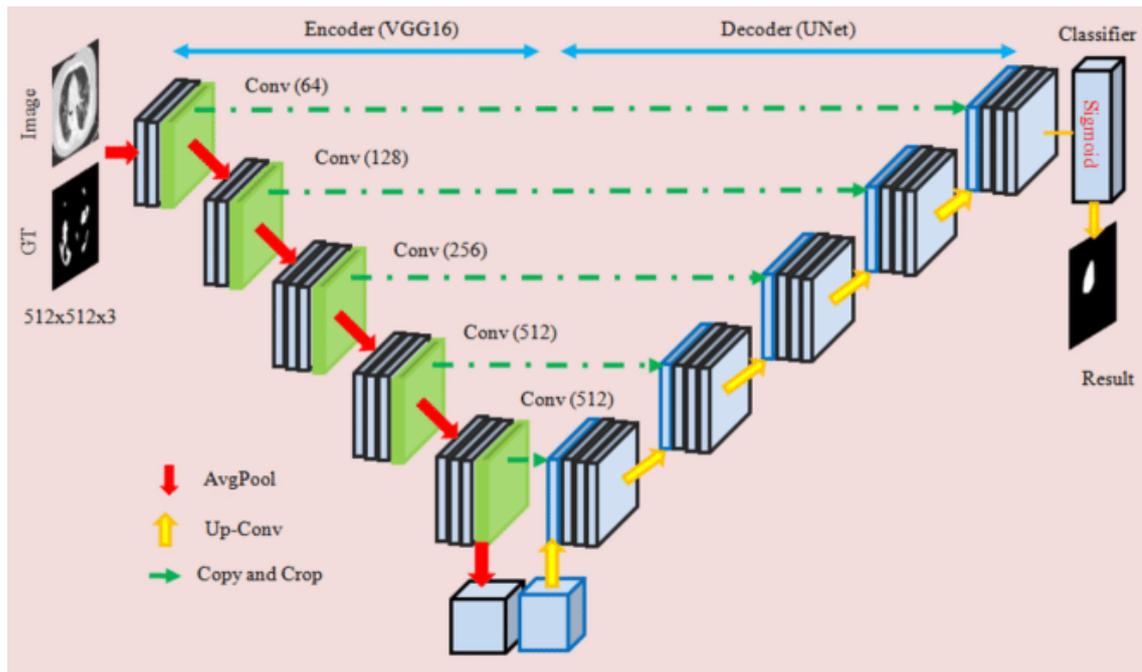


Figure 40: Représentation visuelle détaillée de l'architecture VGG-UNet extraite de l'article de [31]

9.4.4. Configuration de l'entraînement et métriques d'évaluation du modèle de segmentation de laitues

Pour l'implémentation de ce modèle, nous avons utilisé la bibliothèque **keras-segmentation**, que nous avons adaptée à nos besoins en clonant le répertoire GitHub et en modifiant le code localement.¹⁰

Nous avons initialisé les poids de l'encodeur (VGG16) aux poids du modèle pré-entraîné sur le Dataset ImageNet.

Faute d'accès permanent au GPU, nous n'avons effectué que 25 époques, mais cela a quand même donné de bon résultats (comme nous allons le voir plus bas) grâce au Transfer Learning. Nous avons fixé la longueur du batch à 8 et nous avons effectué une augmentation de données avec des transformations géométriques sur les données d'entraînement. Quant au pas d'apprentissage, nous avons utilisé les callbacks de Keras pour avoir un pas décroissant de moitié toutes les cinq époques.

Concernant les métriques utilisées pour l'évaluation du modèle, nous avons adopté une approche complète pour mesurer sa performance. Tout d'abord, nous avons utilisé la fonction de perte "binary categorical crossentropy" (équation (1)) pour guider l'apprentissage du modèle pendant l'entraînement. Cette fonction de perte est couramment utilisée pour les tâches de

¹⁰ <https://github.com/divamgupta/image-segmentation-keras>

classification et elle a été adaptée pour la segmentation sémantique en considérant chaque pixel comme une instance ayant une classe distincte.

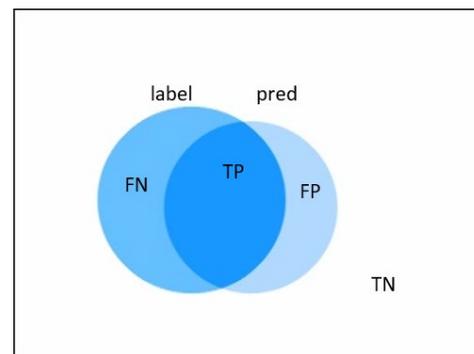
$$L_{BCE}(y, \hat{y}) = -(y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})) \quad (1)$$

Nous avons également utilisé l'accuracy pour mesurer la précision globale du modèle dans la prédiction des classes correctes. Cependant, l'accuracy seule peut être trompeuse pour les tâches de segmentation sémantique, car elle ne tient pas compte de la localisation précise des objets dans l'image.

Pour une évaluation plus fine, nous avons calculé différentes métriques **IoU (Intersection over Union)** représentant le rapport entre “l’intersection des régions prédites et réelles” et “leur union” (**Equation 1 & 2**). Dans cette équation, TP représente le nombre de pixels correctement prédits comme appartenant à la classe c , FP le nombre de pixels incorrectement prédits comme appartenant à la classe c et FN le nombre de pixels incorrectement prédits comme appartenant à une autre classe que c .

$$IoU_c = \frac{TP_c}{TP_c + FP_c + FN_c},$$

$$\text{mean_IoU} = \frac{1}{C} \sum_c IoU_c.$$



Équation 2 Formules de la métrique IoU.

La "mean IoU" représente la moyenne de l'IoU pour chaque classe, ce qui donne une mesure de la précision de segmentation globale du modèle. La "class-wise IoU" fournit l'IoU pour chaque classe individuellement, nous permettant d'analyser les performances spécifiques à chaque classe. Enfin, la "frequency-weighted IoU" (ou IoU pondérée) tient compte de la distribution des classes dans l'ensemble de données, en attribuant un poids plus élevé aux classes moins fréquentes, ce qui donne une mesure globale équilibrée de la précision de segmentation.

9.4.5. Algorithme de suppression de l'arrière-plan

Comme expliqué plus haut, nous avons, parallèlement au modèle de segmentation des latices, écrit un algorithme dans le but de générer un masque binaire de la végétation.

Plutôt que de recourir encore une fois aux techniques de l'apprentissage profond, nous avons opté pour une approche statistique, moins gourmande en temps et en puissance de calcul, et ce en utilisant un indice de végétation déduit à partir des spectres du visible comme paramètre discriminant entre les deux régions : végétation et arrière-plan. L'indice en question est le **ExGR (Excess Green minus Excess Red)** [32]. Il a été utilisé par [33] comme alternative au NDVI en l'absence de spectre du PIR pour effectuer la même tâche.

Indice	Formule
ExG (Excess Green)	$ExG = 2 * g - r - b$
ExR (Excess Red)	$ExR = \frac{1.4R - G}{G + R + B}$
ExGR (Excess Green minus Excess Red)	$ExGR = ExG - ExR$

Table 9.1 : Indices de végétation utilisés. R, G et B représentent respectivement les canaux R, G et B de l'image tandis que r, g, et b représentent ces mêmes matrices normalisés par rapport au nombre de pixels total

Une fois cet indice calculé pour tous les pixels de l'image d'origine, nous adoptons la méthode de seuillage d'Otsu pour déterminer le seuil optimal de binarisation de l'image, les résultats sont présentés dans le prochain titre (**Figure 44**). Cette méthode vise à maximiser la variance entre les deux classes de pixels formées par le seuillage.

Voici les étapes principales de la méthode d'Otsu :

1. Calcul de l'histogramme de l'image : L'histogramme représente la distribution des niveaux de gris des pixels dans l'image.
2. Normalisation de l'histogramme : L'histogramme est normalisé en divisant chaque valeur par le nombre total de pixels dans l'image. Cela permet d'obtenir les probabilités de chaque niveau de gris.
3. Calcul des probabilités de classe : Les probabilités de chaque classe (avant-plan et arrière-plan) sont calculées en accumulant les probabilités des niveaux de gris correspondants.

4. Calcul des moyennes de classe : Les moyennes de chaque classe sont calculées en multipliant les niveaux de gris par leurs probabilités respectives et en sommant les valeurs obtenues.
5. Calcul de la variance interclasse : La variance interclasse mesure la séparation entre les deux classes et est calculée en utilisant la formule de la variance pondérée.
6. Recherche du seuil optimal : Le seuil optimal est déterminé en maximisant la variance interclasse. Cela peut être réalisé en parcourant tous les niveaux de gris possibles et en calculant la variance interclasse correspondante. Le seuil qui donne la plus grande variance interclasse est sélectionné comme seuil optimal.
7. Binarisation de l'image : L'image est ensuite binarisée en utilisant le seuil optimal. Les pixels ayant une valeur supérieure au seuil sont attribués à la classe avant-plan, tandis que les pixels ayant une valeur inférieure ou égale au seuil sont attribués à la classe arrière-plan.

9.5. Résultats

9.5.1. Résultats du modèle de segmentation de laitues

Après évaluation des images sur un ensemble d'images nouvelles, nous avons obtenu les résultats suivants :

- **Frequency Weighted IU** (Intersection over Union pondérée par la fréquence) : Ce score mesure la moyenne pondérée des valeurs de l'Intersection over Union (IU) pour chaque classe, en tenant compte de la fréquence d'apparition de chaque classe dans l'ensemble de données. Dans notre cas, le 'frequency_weighted_IU' est de 0.89. Cela indique que le modèle a une performance globale élevée en termes de segmentation sémantique, en prenant en compte à la fois la précision de la classification des pixels et la localisation précise des objets.

- **Mean IU** (Intersection over Union moyen) : Ce score mesure la moyenne des valeurs de l'Intersection over Union pour chaque classe, sans pondération. Dans notre cas, le 'mean_IU' est de 0.89. Cela indique que le modèle a une bonne capacité à segmenter les différentes classes présentes dans l'image, en atteignant une intersection significative avec les vérités terrain (ground truth). Une valeur proche de 1 indique une bonne capacité de localisation précise des objets.

- **Class_wise IU** (Intersection over Union par classe) : Ce tableau indique les valeurs d'Intersection over Union pour chaque classe individuellement. Dans cet exemple, la classe 1 (correspondant au background) a un 'IU' de 0.8936, ce qui indique une bonne capacité de segmentation pour cette classe spécifique. La classe 2 (Laitues) a un 'IU' de 0.8846, ce qui montre également une performance élevée mais légèrement inférieure à la classe 1.

Métriques	Class wise IoU		Mean IoU	Frequency weighted IoU	Accuracy
	Classe Arrière-plan	Classe Laitues			
Valeurs	0.89	0.88	0.89	0.89	0.93

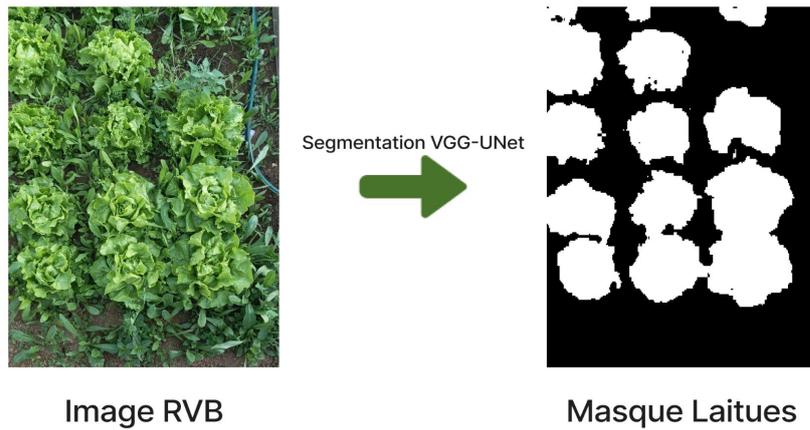


Figure 41: Résultat de la prédiction sur une image de notre serre



Figure 42: Résultat de la prédiction sur une image de notre serre

9.5.2. Résultats de l'algorithme de suppression d'arrière-plan

Nous avons obtenu les résultats ci-dessous pour la même image de test.

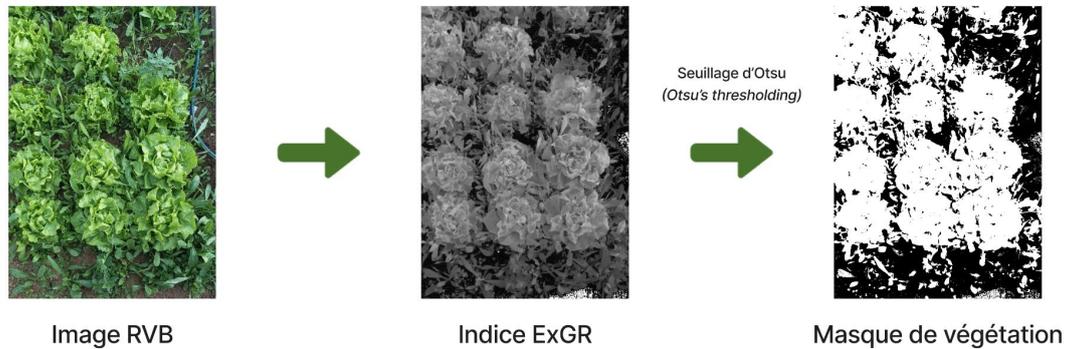


Figure 43: Résultat de l'Algorithme de suppression de l'arrière-plan

9.5.3. Résultats de l'application de la méthode sur une image de la serre

La **figure 45** montre le résultat de l'application de la méthode complète sur une des images de la serre. Nous voyons que la densité de mauvaises herbes dans la serre est de 45%, ce qui est conséquent. Une fois intégré à l'application, une extension de ce module pourrait être l'envoi automatique de notifications à l'agriculteur dès lors que le taux de présence de mauvaises herbes dépasserait un certain seuil.

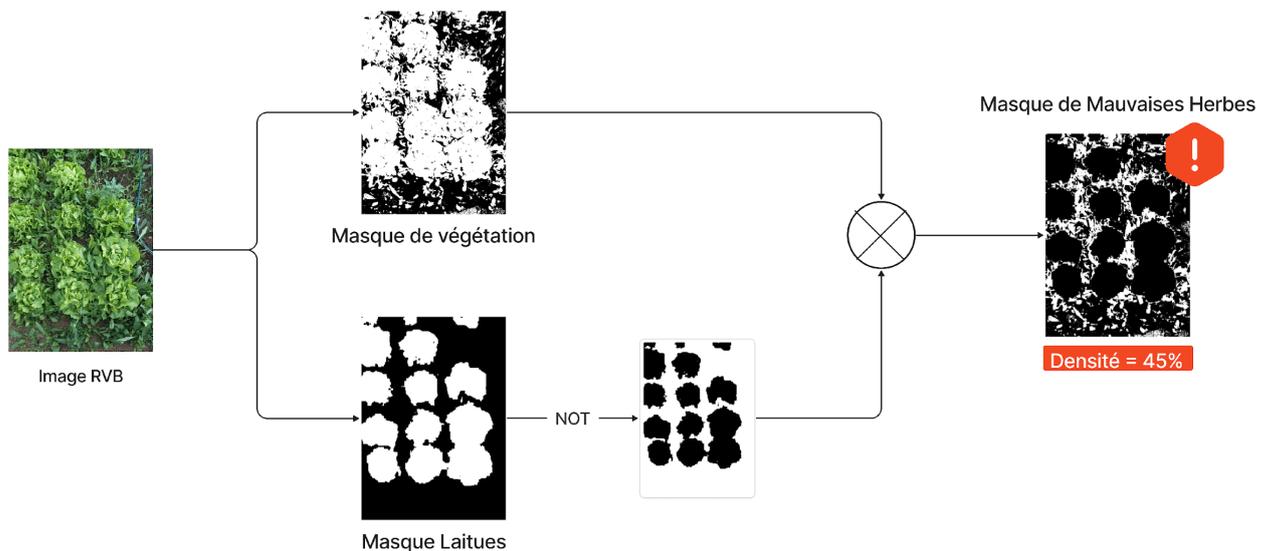


Figure 44: Résultat final de la méthode

9.6. Conclusion

En conclusion, la construction de ce module d'estimation de densité des mauvaises herbes représente une avancée significative dans la gestion et la surveillance des cultures agricoles. Il offre la possibilité d'identifier les zones infestées de mauvaises herbes, de prendre des décisions éclairées en matière de gestion des cultures et de réduire l'utilisation de produits chimiques nocifs. Avec des améliorations continues, ce module a le potentiel d'être intégré dans des systèmes de surveillance agricole automatisés pour améliorer l'efficacité et la durabilité de l'agriculture.

Chapitre 10 : Détail de l'implémentation du module de prévision et d'extrapolation de l'humidité du sol

10.1. Données

Les données utilisées proviennent d'une province nommée Yanco qui se situe en Australie. Dans cette région, il existe plusieurs points de prélèvement dans la zone de la station de recherche Yanco. Parmi les 37 points, on a pris les 5 plus proches ($d < 2\text{km}$) avec leur température mesurée à chaque point. La durée considérée inclut des données d'automne qui datent de 01/09/2020 jusqu'au 30/11/2020. Ces données ont été prises en considération juste pour le test des algorithmes. Cependant, il convient de noter que les conditions environnementales et climatiques peuvent varier entre une grande surface agricole et une serre.

Les serres offrent un environnement contrôlé où les facteurs tels que la température, l'humidité, la lumière et la ventilation peuvent être ajustés pour répondre aux besoins spécifiques des cultures, mais également la variation spatiale qui peut ne pas correspondre lorsqu'on est à grande échelle que d'être dans une serre fermée.

Lors de l'utilisation d'algorithmes de ML sur une grande surface agricole, les données collectées peuvent aider à modéliser et à prédire les **tendances générales** liées aux conditions climatiques et aux réponses des cultures.

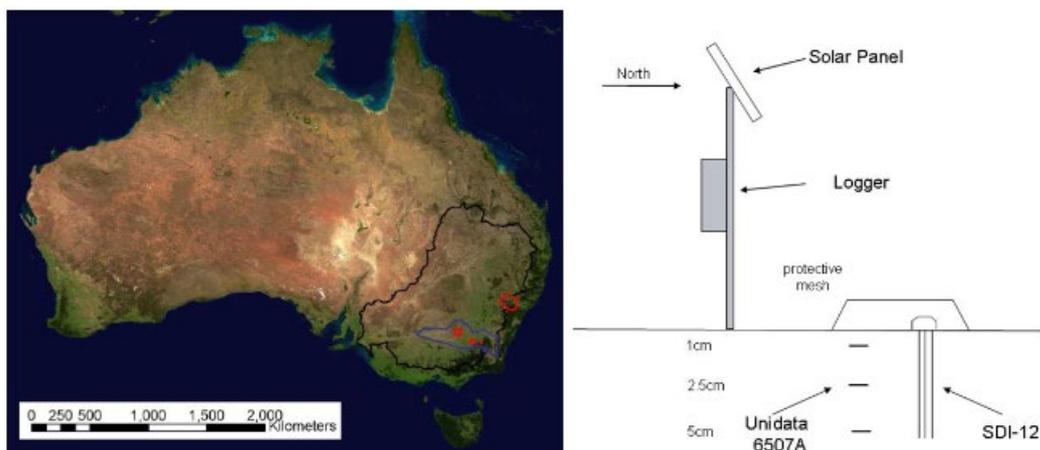


Figure 45: A gauche l'endroit de prélèvement des données en Australie. A droite, un schéma à propos du point de prélèvement

10.2. But

La fonction décroissante de l'humidité du sol reflète une réduction de la quantité d'eau présente dans le sol. Cette mesure fait référence à la teneur en eau, qui est essentielle à la croissance des plantes et à divers processus écologiques.

Il est essentiel de comprendre cette dynamique traduisant un phénomène. Cependant, la surveillance et la gestion des niveaux d'humidité du sol sont importantes pour l'utilisation durable des terres, l'optimisation de l'irrigation, l'atténuation des effets de la sécheresse et la préservation de la santé des écosystèmes. Maintenant, on va faire appel à des algorithmes prévisionnels pour appréhender cette dynamique du sol et ensuite visualiser la répartition cartographique de cette mesure sur l'ensemble de la serre.



Figure 46: graphique représentant la décroissance de la teneur en eau prélevée à partir de 5 zones différentes

L'idée de ce module d'intelligence artificielle, c'est de concevoir une fonction qui est capable de comprendre cette dynamique et de traduire l'effet des variables microclimatiques sur cette décroissance. Le but est de prédire, en utilisant le dernier historique, la teneur du sol en matière d'eau dans les instants futurs et prévoir à quel moment atteindre le seuil de sécheresse, en même temps visualiser une répartition spatiale qui permet d'extrapoler les points mesurés et ainsi le jugement revient à l'agriculteur, soit d'irriguer manuellement ou de programmer l'actionneur qui déclenche l'arrosage à l'atteinte de ce seuil.

10.3. Modèle prévisionnel proposé

On a choisi le modèle LSTM (long-short term memory), et la raison d'utiliser ce modèle pour la prédiction d'une **série chronologique multivariée** est que son architecture est bien adaptée pour capturer les dépendances temporelles dans les données séquentielles. En utilisant plusieurs couches, le modèle peut apprendre des représentations hiérarchiques des données d'entrée, ce qui lui permet de faire des prédictions pour plusieurs étapes futures. La capacité du modèle à conserver l'information des étapes passées et ses fonctions d'activation non linéaires contribuent à son efficacité à saisir des relations complexes et à faire des prédictions précises dans des tâches de séries chronologiques.

Il représente un type de réseau neuronal récurrent (RNN) conçu pour gérer les données séquentielles en capturant les dépendances à long terme. Il est particulièrement efficace pour les tâches de prédiction de séries chronologiques en raison de sa capacité à mémoriser l'information des étapes précédentes.

10.3.1. Traitement des données

Le dataset a été traité de telle sorte à avoir dans chaque observation (slice), une variable input X composée d'une séquence de 5 heures décrivant à chaque instant l'état global de la serre avec 8 variables représentant respectivement les 5 mesures en teneur d'eau, la température globale qu'on a supposé la même à tout point et l'heure à partir laquelle on estime tirer une information sur la luminosité (jour/nuit). Cependant, la variable cible Y est constituée d'une séquence de 2 heures de prédictions pour les variables de teneur en eau du sol des 5 zones respectives (vecteur de 5x6).

Une normalisation sur l'ensemble des variables a été faite, pour équilibrer les échelles et améliorer la convergence du modèle.

Pour rappel, la raison de prendre les mesures de chaque zone indépendamment est dû à l'influence du type de cultures plantées sur la dynamique du sol qu'on a mentionné dans la section **“choix du nombre et du positionnement des capteurs”**.

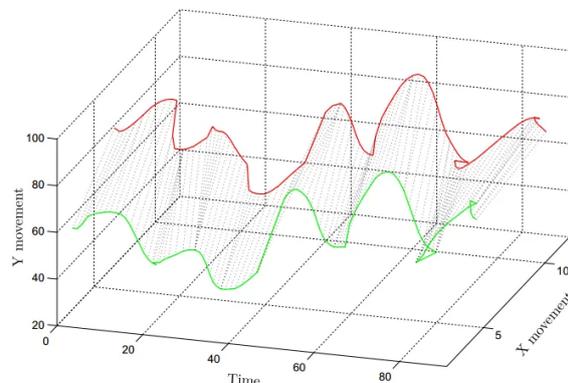


Figure 47: Illustration d'une série chronologique à deux variables¹¹

11

<https://alexrachnog.medium.com/neural-networks-for-algorithmic-trading-2-1-multivariate-time-series-ab016ce70f57>

10.3.2. Description de la structure

Le modèle commence par une couche LSTM avec 64 unités (neurones) et retourne des séquences. Le paramètre '`return_sequences=True`' garantit que la couche LSTM produit une sortie (un état) pour chaque pas de temps.

La forme d'entrée est déterminée par la forme des données '`x_train_multiple`', qui sont les données de formation pour le modèle.

La deuxième couche LSTM dispose de 32 unités et utilise la fonction d'activation ReLU, qui introduit la non-linéarité dans le modèle. L'activation de ReLU aide à atténuer le problème de gradient de disparition et améliore la capacité du modèle à capturer des modèles complexes dans les données.

Enfin, une couche dense de 30 unités est ajoutée au modèle. La couche dense est une couche entièrement connectée, ce qui signifie que chaque neurone de cette couche est connecté à chaque neurone de la couche précédente.

La couche Dense fait référence à une variable cible de 5 mesures d'humidité du sol pendant une durée de 2h ce qui fait 6 instances.

10.3.3. Résultats

En utilisant le MSE (l'Erreur Quadratique Moyenne) comme métrique, on observe une perte de 0.7381 pendant l'entraînement et 2.4660 sur l'ensemble de la validation ce qui indique que le modèle a atteint une bonne performance, avec une légère augmentation de la perte sur les données de validation par rapport à l'entraînement.

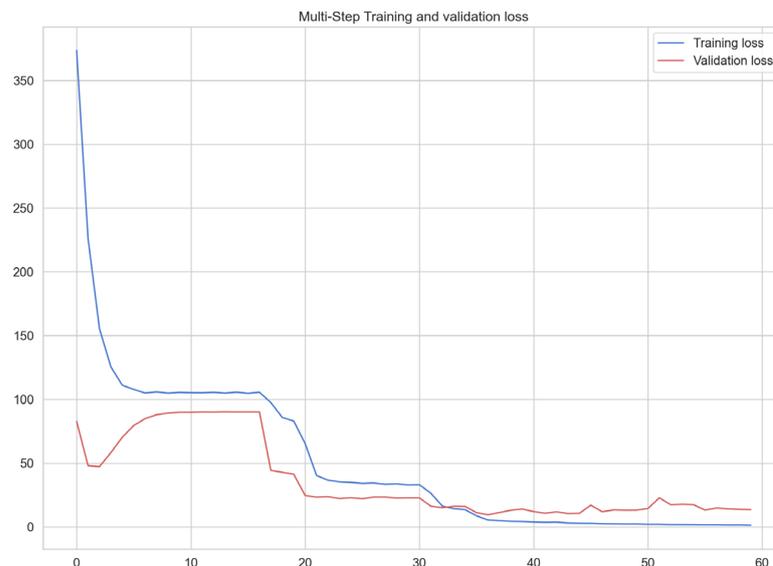


Figure 48: Graphique représentant l'évolution de l'apprentissage du modèle prévisionnel

Erreur	SM1	SM2	SM3	SM4	SM5
Erreur absolue moyenne (MAE)	2.8790	1.0472	0.6525	1.1746	4.6805
L'écart quadratique moyen (RMSE)	3.37	0.8401	0.5140	0.9996	4.3783
Erreur absolue moyenne de toutes les données de test	1.91				

SM = Soil Moisture = Humidité du sol (exprimé en % ; représente la quantité d'eau dans une unité de volume)

Table 10.1 : Valeurs de différentes métriques d'erreurs des modèles.

En évaluant les performances de notre modèle avec des données de tests, on trouve les résultats fournis par les matrices MAE et RMSE :

- En observant les amplitudes d'erreur (MAE et RMSE) produites par notre modèle entre les valeurs réelles et les prédictions, nous constatons qu'en moyenne, les erreurs sont faibles pour les trois variables TN2, TN3 et TN4. Cependant, pour la première et la cinquième zone, l'estimation de l'humidité présente des erreurs relativement élevées. Pour remédier à cela, nous envisageons de prendre en compte d'autres réglages de paramètres, tout en tenant compte du fait que le manque de données est évidemment une raison de cette imprécision.

Pour visualiser les résultats de nos tests, la **figure 50** représente des prévisions de 2H dans le futur sachant un enregistrement de 5H d'affilée, et chaque graphe représente une prévision sur une zone spécifique. On perçoit bien que le modèle a atteint un bon niveau de reproduction des tendances et que dans la majorité des cas la prévision se comporte d'une manière similaire que la tendance réelle mais avec des écarts relativement différentes :

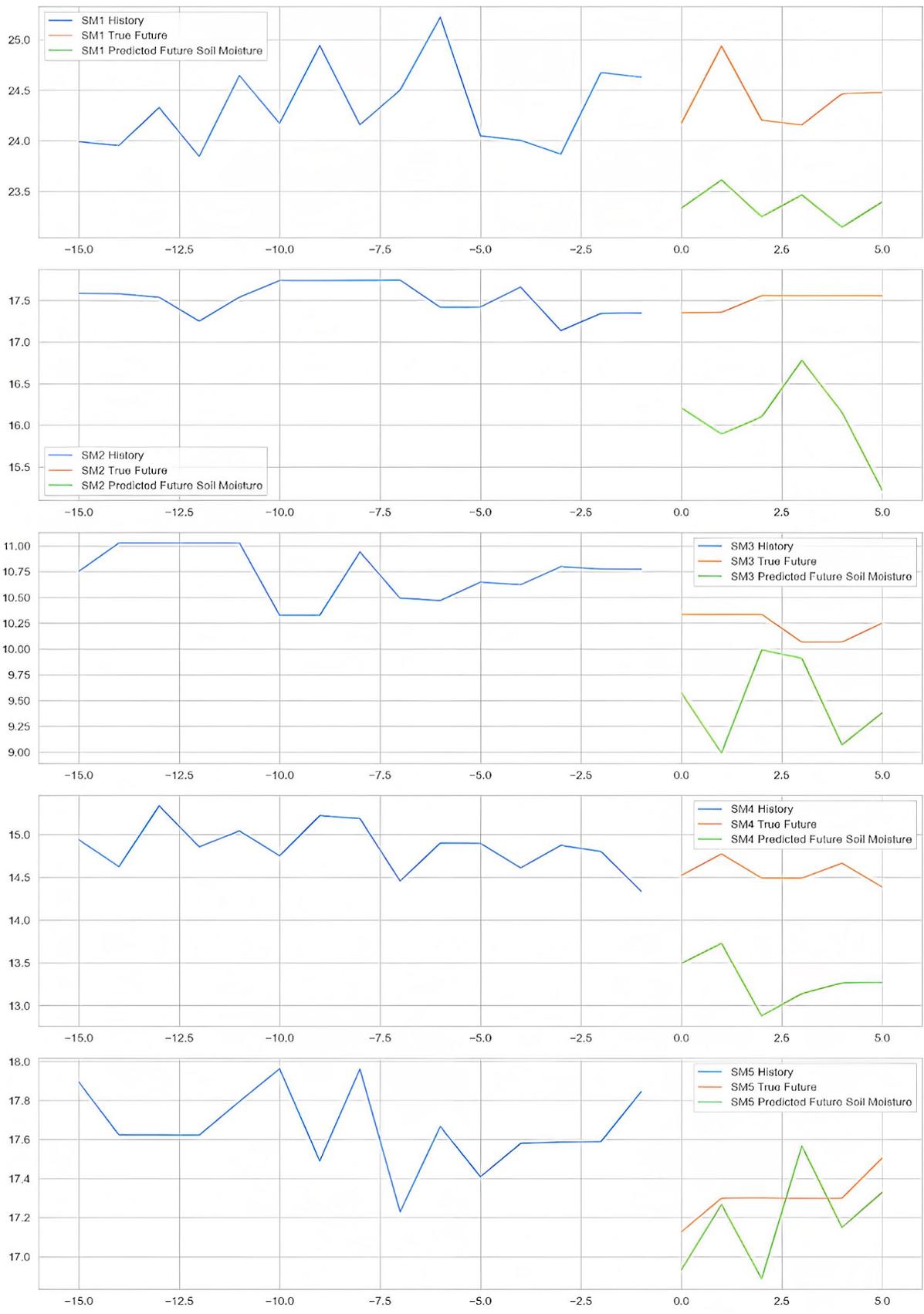


Figure 49 : Test du modèle de prévision sur des historiques de test

Architecture du modèle LSTM pour la prédiction de l'état de l'humidité du sol

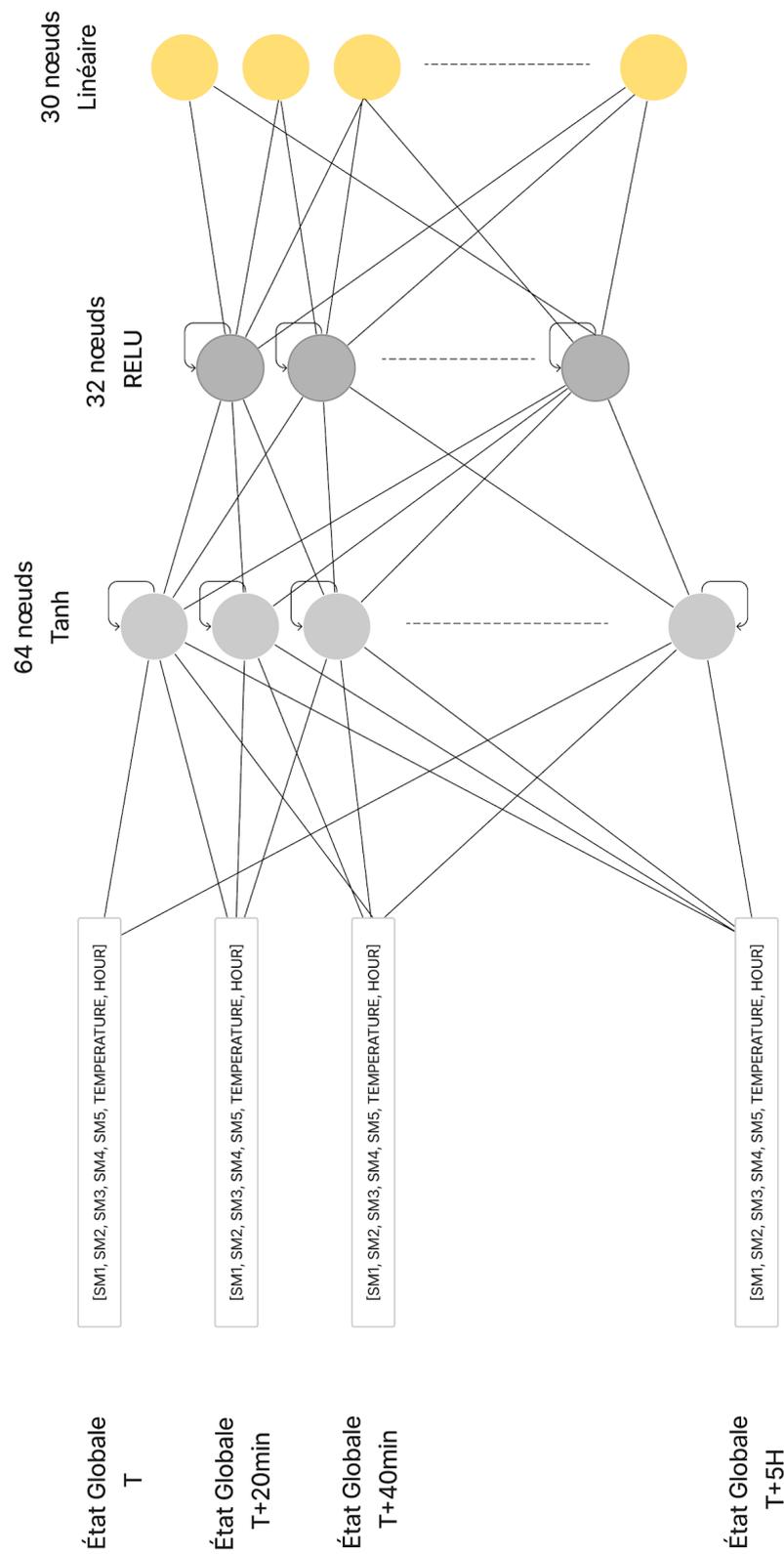


Figure 50: Architecture du modèle LSTM pour la prédiction de l'état de l'humidité du sol

10.4. Modèle d'extrapolation proposé

L'information sur l'humidité du sol est essentielle pour un large éventail d'applications hydrologiques et microclimatiques. Des données continues sur l'humidité du sol ne sont disponibles qu'à la suite d'observations par satellite ou de modèles informatiques. Dans le cas de l'imagerie satellite, et selon l'article [34], ils ne représentent que seulement les premiers centimètres du sol d'une part, et d'autre part on est dans un environnement fermé. Générer une matrice d'extrapolation **spatio-temporelle** est un défi. D'après nos recherches, il existe des méthodes utilisées en géostatistiques comme les fameuses variantes de Kriging [35], qui est une méthode statistique utilisée pour estimer ou prédire des valeurs inconnues dans un ensemble de données spatiales et utilise la corrélation spatiale entre les données pour fournir ces estimations. Cependant, cette méthode ne met pratiquement pas en évidence les caractéristiques temporelles et les effets microclimatiques des autres variables. D'autres recherches ont été faites pour compléter ce manque de considération de l'aspect temporel, on trouve cela dans l'article [36] qui a combiné la méthode de Kriging avec un modèle Bayésien (Bayesian Model Averaging) pour fusionner des données multimodales tout en prenant compte du temps.

Dans ce cas, l'apprentissage automatique présente une approche alternative pour générer une continuité spatiale transparente. Des études antérieures ont montré l'utilité des algorithmes d'apprentissage pour l'estimation et la prévision de l'humidité du sol. Ces algorithmes peuvent apprendre la relation complexe entre l'humidité du sol et les prédicteurs sans connaître explicitement les processus physiques sous-jacents.

Nous avons proposé un modèle de Réseaux de Neurones Artificielles (NN), en raison de leur capacité à capturer des motifs complexes et non linéaires, non seulement dans le temps mais aussi dans l'espace.

Le modèle prend en entrée les variables d'état, la position de la mesure prise et émet en sortie la valeur de la mesure captée à cette même position.

De ce raisonnement, le modèle pourra comprendre la corrélation spatiale entre les positions, parallèlement, comprendre le comportement de cette variabilité et l'influence des variables d'état dans le temps.

10.4.1. Architecture

Le modèle se compose de trois couches : deux couches cachées denses et une couche de sortie. La première couche dense a 64 unités et utilise la fonction d'activation hyperbolique tangente (Tanh). Il prend des données d'entrée avec une forme de (10,). La deuxième couche dense a 32 unités et utilise également la tangente hyperbolique (Tanh) fonction d'activation.

La couche dense finale a 1 seule unité, représentant la sortie du modèle. Elle utilise la fonction d'activation de l'unité linéaire rectifiée (ReLU).

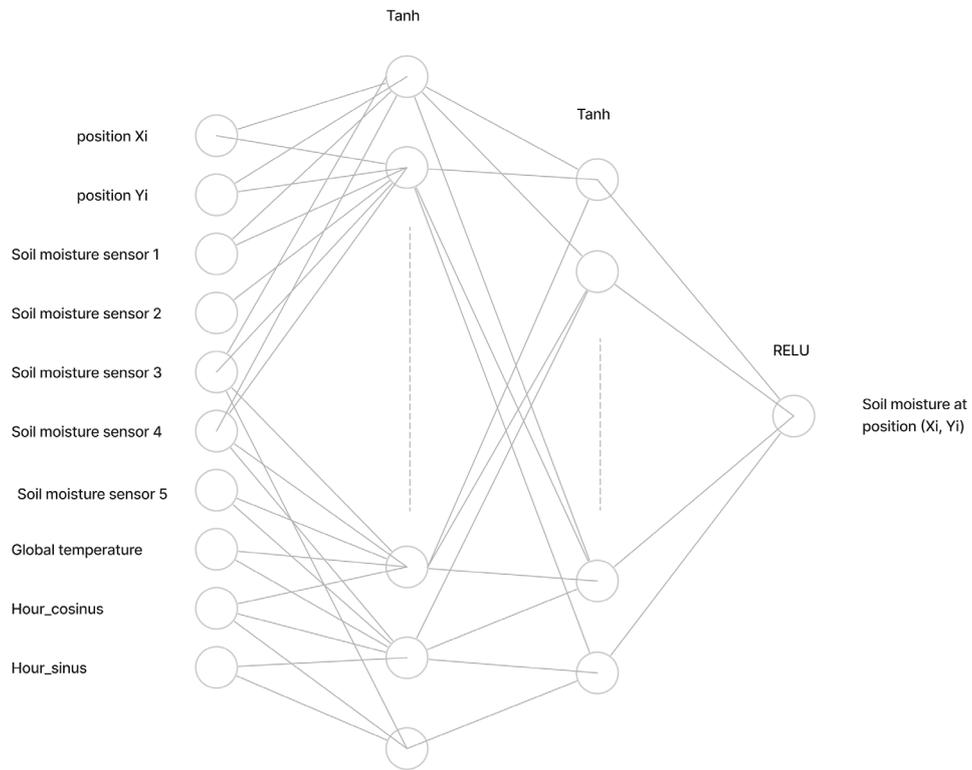


Figure 51: Architecture du réseau de neurones pour l'extrapolation spatiale

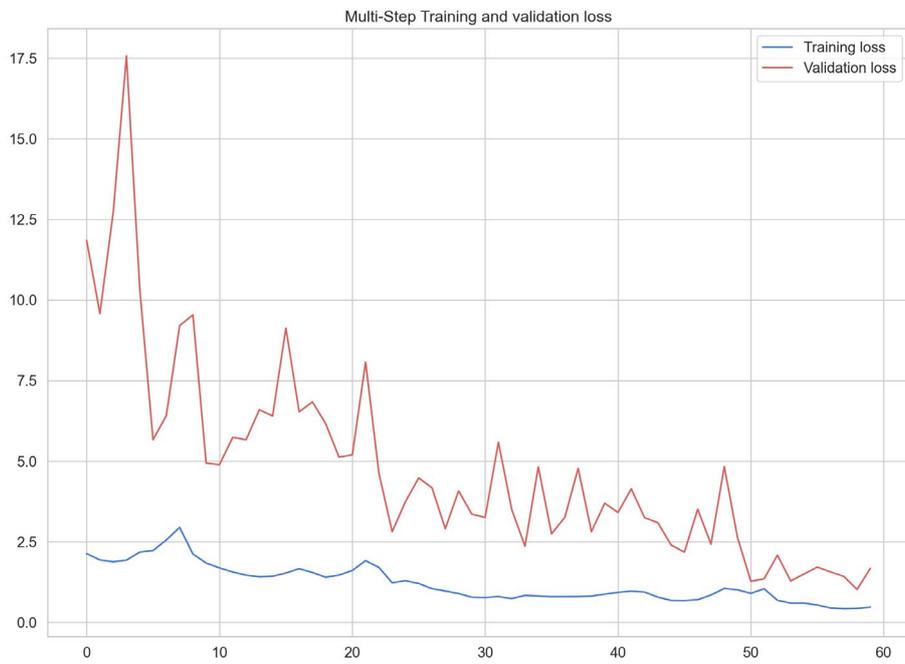


Figure 52: Graphique représentant l'évolution de l'entraînement du modèle

10.4.2. Evaluation

On a évalué notre modèle sur sa capacité à reproduire les mesures individuellement de chaque capteur en se basant sur l'état des variables microclimatiques et l'état de chaque zone en termes d'humidité.

Erreur	Données Training	Données Validation
Erreur absolue moyenne (MAE)	0.5926	1.3104
R2 coefficient de détermination	0.9855	0.8565

Table 10.2 Mesures des métriques.

D'après les résultats, notre modèle a bien pu reproduire les données des capteurs juste en lui donnant la position du capteur et l'état global. Cependant, un coefficient de détermination de 0.8565 pour des données jamais vues, traduit une bonne performance du modèle et son ajustement par rapport aux données observées par les capteurs, c'est-à-dire à des positions connues. L'erreur MAE traduit que notre modèle commet des erreurs en moyenne $\pm 1.31\%$ lorsqu'il essaye de reproduire ce qu'un capteur a pu recevoir dans un état donné.

Voici quelques tests sur l'estimation spatiale que notre modèle peut fournir, sachant que la région sombre en haut à gauche témoigne d'un bon apprentissage, vu qu'il n'existe pas de capteur, alors cette zone est considérée comme éloigné des deux plus proches capteurs :

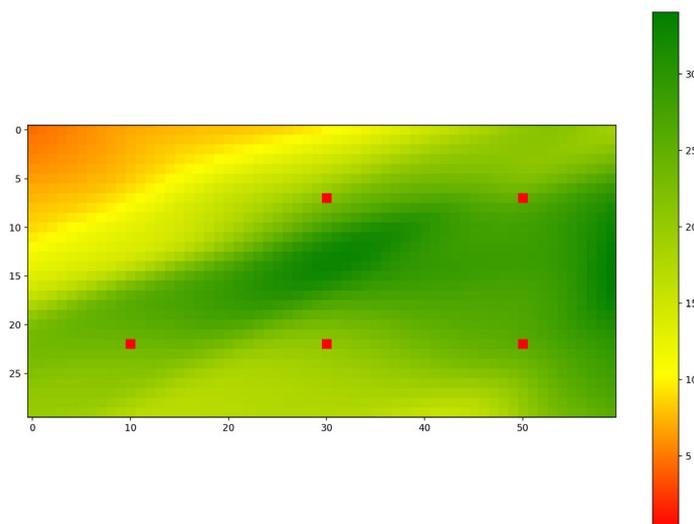


Figure 53 : Estimation spatiale de la propagation de l'humidité du sol avec mesures homogènes

Avec des mesures homogènes des 5 zone on voit clairement que la zone est presque entièrement verte ce qui prouve que le modèle a pu tirer des informations à propos de la corrélation qu'existe entre les points. Mais en observant bien la zone supérieure gauche, il est clairement que le modèle à considérer cette zone étant éloignée et non corrélée avec les autres points en raison d'absence du capteur en cette zone.

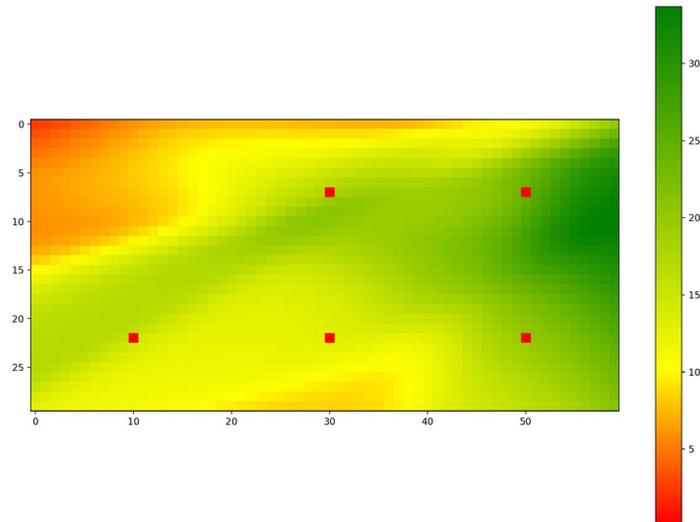


Figure 54: Estimation spatiale de la propagation de l'humidité du sol avec mesures non homogènes.

Avec des mesures non homogènes, on voit bien la variation des couleurs qui montre la variabilité entre les points, et que la zone en supérieure gauche reste toujours éloignée du reste.

10.5. Conclusion

En conclusion, le module de cartographie du niveau d'humidité dans le sol représente un outil précieux pour les agriculteurs et les professionnels de l'agriculture. Il contribue à une gestion plus efficace de l'irrigation, à une utilisation durable des ressources en eau et à une prise de décision éclairée. Avec des améliorations continues et une intégration plus poussée dans les systèmes d'agriculture de précision, ce module a le potentiel de transformer la façon dont l'eau est utilisée dans l'agriculture, conduisant ainsi à une agriculture plus durable et plus productive.

Chapitre 11 : Discussion des objectifs atteints et prochaines étapes du projet

Pour rappel, la problématique que l'on s'était fixée au début de notre analyse et celle qui a, de ce fait, guidé notre travail consistait à explorer comment apporter une assistance aux agriculteurs dans leur processus décisionnel.

Dans ce chapitre, nous allons examiner de manière rétrospective la solution proposée, en situant cette dernière par rapport à notre problématique initiale. Pour ce faire, nous nous posons la question suivante : "Dans quelle mesure notre solution contribue-t-elle à aider l'agriculteur dans sa prise de décision habituelle ?".

11.1. Positionnement de notre solution par rapport à la problématique de départ

La solution proposée au cours de ce travail comprend les éléments suivants :

- Un système IoT de mesure et de collecte de données multiples au niveau de la serre.
- Une architecture de base(s) de données pour le stockage des données collectées.
- Une maquette d'application mobile regroupant les fonctionnalités suivantes :
 - Un module d'estimation de la densité des mauvaises herbes sur une surface cultivée ou sur la totalité de la serre.
 - Un module d'extrapolation du niveau d'humidité du sol en tout point de la serre à partir des mesures d'un nombre limité de capteurs.
 - Un modèle de prévision de l'évolution de l'humidité du sol sur une période donnée.
 - Des fonctionnalités permettant de visualiser graphiquement l'évolution des différents paramètres sur une période temporelle sous forme de graphiques linéaires ou en nuages de points.

L'apport de chacun de ces points pour l'agriculteur dans son processus de prise de décision peut être résumé comme suit :

- **Le système de collecte de données** : donne accès à l'agriculteur à des données auxquelles il n'avait auparavant pas accès. Ainsi ce dernier se retrouve pourvu de moyens supplémentaires pour **l'aider** à mieux évaluer l'état de ses cultures.

Cependant, il est impossible pour un cerveau humain de suivre et d'analyser une quantité aussi importante de données, que ce soit en termes de nombre de variables ou de fréquence d'acquisition.

- **Le module d'estimation de la densité des mauvaises herbes (MH) à partir d'images** (associant une valeur chiffrée au phénomène de prolifération d'adventices). L'apport de ce type de fonctionnalités est de présenter à l'agriculteur les données de sa serre de manière plus concise et compréhensible. Ainsi, dans cet exemple, au lieu d'avoir à estimer visuellement et approximativement la densité des MH afin de décider du moment où il devra agir, cette information lui est directement fournie via l'algorithme proposé dans le présent travail.
- **Le module de prévision de l'évolution du niveau d'humidité dans le sol** offre à l'agriculteur un accès à des informations normalement inaccessibles en temps réel. Avec ce type de modules, au lieu de s'appuyer sur des règles empiriques peu précises pour déterminer la fréquence d'arrosage, il peut grâce à un modèle entraîné sur une grande quantité de données représentatives, avoir une estimation précise du besoin en eau au temps $t+\Delta t$ à partir des mesures passées.

Quant à l'architecture de la base de données proposée, son intérêt réside non seulement dans son rôle fondamental en tant que base de l'application que nous avons présentée précédemment, mais aussi dans sa capacité à permettre une collecte continue de données, soigneusement indexées notamment par type de plantes. Cette indexation constitue un avantage significatif car elle permettra de remédier au manque actuel de jeux de données pour l'entraînement des modules d'intelligence artificielle.

Ainsi, les éléments que nous avons cités apportent bien une aide en fournissant dans l'ordre des données brutes, puis des données rendues plus concises et compréhensibles, et enfin en générant de nouvelles données qui auraient été autrement inaccessibles (les prévisions futures). Ainsi, l'agriculteur a plus de cartes en main pour décider de l'action à entreprendre au niveau de la serre. Cependant, ces fonctionnalités ne remplacent pas encore l'expertise de l'humain dans sa réflexion et son exploitation de cet ensemble de données enrichi afin de décider de l'action à entreprendre. Pour cela, un autre niveau d'aide à la décision est requis. Dans ce qui suit, nous allons proposer des pistes potentielles pour l'évolution du système d'aide à la décision à destination des agriculteurs.

11.2. Perspectives d'améliorations futures de la solution actuelle

Notre travail a montré qu'il était possible d'implémenter des modules à ou avec des niveaux (1) descriptif et (2) prédictif tels qu'expliqué dans le chapitre 2. Pour aller vers un système d'aide à la décision de niveau (3) prescriptif, autrement dit, donner à l'application la capacité d'identifier l'action optimale à effectuer à un instant donné en connaissance de l'état

actuel de la serre, nous proposons de suivre les étapes suivantes, à la lumière de l'état de l'art que nous avons fait dans cette thématique de recherche :

11.2.1. Étape 1 - Formaliser le problème de décision séquentielle en MDP (Markov Decision Problem).

C'est l'approche la plus courante pour ce type de problématiques ([6], [37], [38]). Ce formalisme définit l'environnement sur lequel une action doit être effectuée par un n-uplet $M = \langle S, A, p, r \rangle$ représentant un processus. À chaque étape de décision $t \in \{1, 2, 3, \dots\}$, un agent observe l'état de l'environnement $s_t \in S$ et prend une action $a_t \in A$, où S est l'espace des états, c'est-à-dire l'ensemble de tous les états possibles (dans notre cas, de la serre), et A est l'espace des actions, c'est-à-dire l'ensemble de toutes les actions possibles. Chaque action $a \in A$ entraîne une transition stochastique de l'état actuel s_t à l'état suivant $s_{(t+1)}$. p , la fonction de transition, définit la dynamique des transitions : $p(s, a, s')$ est la probabilité que l'environnement passe à l'état s' si l'action a est effectuée à l'état s . Après avoir effectué une action, l'agent reçoit un retour, ou une récompense, de l'environnement. Les retours sont donnés par la fonction réelle r , appelée fonction de retour. $r(s, a, s')$ est le retour attendu lorsque l'action a est effectuée à l'état s conduisant à l'état suivant s' . L'interaction entre un agent et un processus MDP génère une séquence $s_0, a_0, r_0, s_1, a_1, r_1, s_2, a_2, r_2, \dots$, appelée épisode, comme l'illustre la **Figure 56**.

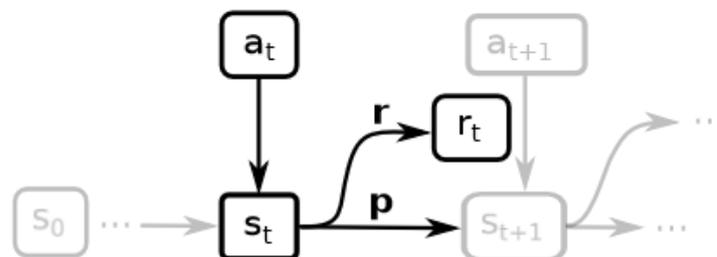


Figure 55: Un processus de décision de Markov [37]

Dans ce contexte, la résolution du problème de décision consiste à définir la “politique” de l'agent, c'est à dire la fonction qui lui permet de choisir une action à partir de l'état actuel de l'environnement s_t . Ce choix est guidé par une fonction objective que l'agent doit optimiser. En général, il s'agit du retour cumulé attendu à partir de l'instant actuel en suivant une certaine politique.

11.2.2. Etape 2 - Résoudre le problème

L'objectif de l'agent est donc d'apprendre une politique optimale π lui permettant de sélectionner les actions en fonction des états de manière à maximiser le retour cumulé.

Lorsqu'un MDP est entièrement défini, c'est-à-dire lorsque S, A, p et r sont connus de l'agent, trouver une politique optimale revient à résoudre un **problème d'optimisation** où toutes les quantités nécessaires au calcul d'une solution sont disponibles. C'est l'approche "model-based" ou "Model Predictive Control" telle que vue au chapitre 2.2.3. Dans ce cas, les étapes de développement seraient :

- A. D'utiliser un modèle mathématique de la serre ([5])
- B. D'appliquer un algorithme d'optimisation adapté au problème.

Lorsque p et r sont inconnus, l'apprentissage par renforcement (RL) peut être utilisé. Dans ce dernier cas, en général, p et r ne peuvent être échantillonnés qu'à travers les interactions de l'agent avec l'environnement. Comme en pratique, l'environnement réel dans le cas de l'agriculture évolue très lentement, entraîner un algorithme de RL en le laissant interagir avec un environnement réel n'est pas optimal en termes de temps d'apprentissage. C'est pourquoi dans la grande majorité des applications RL, les chercheurs expérimentent uniquement avec des environnements RL simulés. Les étapes de développement pour améliorer le système d'aide à la décision à destination des agriculteurs pourraient être les suivantes :

- A. Développer ou utiliser un simulateur d'évolution des plantes déjà existant. A l'instar du simulateur DSSAT (Decision Support System for Agrotechnology Transfer), qui est un programme d'application logicielle comprenant des modèles de simulation de croissance de plantes dynamiques pour plus de 42 cultures [39], ayant été transformé en environnement de RL par [37] pour faciliter l'entraînement d'algorithmes RL.
- B. Entraîner un algorithme RL sur les trajectoires simulées.

11.3. Conclusion

Dans le cadre de ce travail nous avons proposé une solution visant à aider les agriculteurs dans leur processus décisionnel en utilisant un système IoT de collecte de données, une application mobile avec des fonctionnalités de prévision et de description, ainsi qu'une base de données pour le stockage des données brutes et traitées. Cette solution apporte des avantages significatifs en fournissant des données précédemment inaccessibles, en simplifiant la compréhension des données et en offrant des prévisions futures. Cependant, il est important de souligner que ces outils ne remplacent pas le rôle de l'agriculteur dans l'analyse et la prise de décision. Pour évoluer vers un niveau d'aide à la décision plus avancé, nous suggérons de formaliser le problème en utilisant un MDP et d'explorer des approches fondées sur l'optimisation et l'apprentissage par renforcement pour définir une politique optimale.

Conclusion générale

Notre projet de fin d'études a été axé sur la création d'un système cyber-physique d'aide à la décision pour la gestion intelligente des serres agricoles. En réponse aux défis posés par l'explosion démographique, le changement climatique et la diminution des ressources en eau, notre objectif principal était de contribuer à optimiser la productivité agricole en offrant aux agriculteurs une assistance technologique dans leur processus de prise de décision.

Pour la réalisation de ce travail, nous avons adopté une approche fondée sur le "Design Thinking" en construisant nous-mêmes une serre prototype et en entretenant celle-ci tout au long du projet. Cette démarche nous a permis de mieux appréhender les besoins spécifiques des agriculteurs et de développer une solution adaptée à leurs attentes.

L'architecture que nous avons conçue prévoit un système d'acquisition de données en temps réel grâce à l'utilisation d'un réseau de capteurs IoT dans la serre. Toutes les connexions entre les composants du réseau, tels que les capteurs et les microcontrôleurs, ont été soigneusement établies et testées pour assurer leur bon fonctionnement et des données de qualité. Nous avons également créé une base de données sécurisée dans un serveur distant pour le stockage et l'accessibilité des données collectées.

Notre projet a posé les bases solides pour l'intégration future du système IoT dans la serre construite. Bien que l'installation complète n'ait pas encore été finalisée, nous avons accompli des progrès significatifs. Nous avons effectué toutes les préparations nécessaires, notamment la détermination des emplacements des capteurs, la sélection des protocoles de communication et la spécification des interfaces de connexion requises. De plus, nous avons conçu avec succès l'interface de l'application mobile qui jouera un rôle clé en incorporant l'ensemble de notre solution numérique. Ces réalisations préparent le terrain pour une intégration réussie du système IoT dans la serre à l'avenir.

De plus, nous avons développé les premiers modules d'intelligence artificielle exploitant divers types de données agricoles pour fournir des recommandations précises et personnalisées aux agriculteurs, les aidant ainsi à prendre des décisions éclairées pour maximiser la productivité de leurs cultures. D'abord, le module de détection visuelle des mauvaises herbes et d'estimation de leur densité peut servir à alerter l'agriculteur dès lors que le taux d'adventices dépasse un certain seuil, pour lui rappeler de désherber. De même, le module de prévision de l'évolution et de la distribution du niveau d'humidité dans le sol de la serre peut aider l'agriculteur à identifier les zones nécessitant le plus d'eau et ainsi irriguer de manière plus ciblée. Cette approche permet une gestion plus efficace des ressources en eau et utilisant le moins possible les désherbants, favorisant une agriculture responsable et en harmonie avec l'environnement.

Dès le début de nos recherches sur les systèmes d'aide à la décision, nous avons également identifié le potentiel du jumeau numérique comme un outil de simulation et d'anticipation avancé pour une optimisation encore plus poussée. Bien que nous n'ayons pas encore intégré

pleinement le jumeau numérique dans notre solution, nous avons établi une architecture flexible et évolutive qui servira non seulement de fondement solide pour son intégration future mais aussi comme moyen de recueillir les données nécessaires pour le développement du simulateur et des algorithmes associés à ce jumeau numérique.

Dans les travaux futurs, il est envisagé d'explorer l'utilisation de modèles d'intelligence artificielle pour déterminer les traitements optimaux des cultures et les stratégies de contrôle du climat. La raison pour laquelle notre solution envisage d'être projetée vers un jumeau numérique, est que le développement des cultures est un processus à forte latence nécessitant des mois pour engendrer des résultats, et c'est pourquoi il est nécessaire de mettre en évidence les solutions numériques afin d'abrèger ce processus via une simulation et reproduire des scénarios réels. Cela permettra ainsi aux agriculteurs de visualiser et de simuler différents scénarios de culture, d'anticiper les effets des changements de paramètres ou des actions entreprises et de prendre des décisions éclairées pour optimiser les rendements agricoles.

En définitive, en permettant une gestion plus efficace des serres agricoles, notre solution vise à optimiser la productivité agricole tout en favorisant une utilisation plus responsable des ressources et en soutenant la transition vers une production agricole durable et respectueuse de l'environnement.

Références

- [1] UNITED NATIONS, « World Population Prospects 2022 », 2022.
- [2] D. Kremmydas, A. Konstantinis, et S. Rozakis, « The Evolution of Decision Support Systems for Agriculture: A Bibliometric Network Approach », in EURO Working Group on DSS, J. Papathanasiou, P. Zaraté, et J. Freire De Sousa, Éd., in Decision Support System. Cham: Springer International Publishing, 2021, p. 97-113. doi: 10.1007/978-3-030-70377-6_6.
- [3] N. Ariesen-Verschuur, C. Verdouw, et B. Tekinerdogan, « Digital Twins in greenhouse horticulture: A review », 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107183>.
- [4] O. Bahri, « Precision Agriculture : Modeling and Simulation », 2018.
- [5] C. Di Chiara Herrera, « DIGITAL TWIN OF A GREENHOUSE FOR SMART FARMING », 2022.
- [6] X. Cao et al., « iGrow: A Smart Agriculture Solution to Autonomous Greenhouse Control », juill. 2021, doi: 10.21203/rs.3.rs-687625/v1.
- [7] A. Kantaros et D. Piromalis, « Setting up a Digital Twin Assisted Greenhouse Architecture », Am. J. Eng. Appl. Sci., vol. 15, no 4, p. 230-238, avr. 2022, doi: 10.3844/ajeassp.2022.230.238.
- [8] N. L. Panwar, S. C. Kaushik, et S. Kothari, « Solar greenhouse an option for renewable and sustainable farming », Renew. Sustain. Energy Rev., vol. 15, no 8, p. 3934-3945, oct. 2011, doi: 10.1016/j.rser.2011.07.030.
- [9] A. Bhujel et al., « Sensor Systems for Greenhouse Microclimate Monitoring and Control: a Review », J. Biosyst. Eng., vol. 45, no 4, p. 341-361, déc. 2020, doi: 10.1007/s42853-020-00075-6.
- [10] P. K. Tripathy, A. K. Tripathy, A. Agarwal, et S. P. Mohanty, « MyGreen: An IoT-Enabled Smart Greenhouse for Sustainable Agriculture », IEEE Consum. Electron. Mag., vol. 10, no 4, p. 57-62, juill. 2021, doi: 10.1109/MCE.2021.3055930.
- [11] N. Vigneau, « Potentiel de l'imagerie hyperspectrale de proximité comme outil de phénotypage : application à la concentration en azote du blé », 2010.
- [12] B. Xie, X. Jia, Z. Qin, C. Zhao, et M. Shao, « Comparison of interpolation methods for soil moisture prediction on China's Loess Plateau », Vadose Zone J., vol. 19, no 1, janv. 2020, doi: 10.1002/vzj2.20025.
- [13] S. Paulus et A.-K. Mahlein, « Technical workflows for hyperspectral plant image assessment and processing on the greenhouse and laboratory scale », GigaScience, vol. 9, no 8, p. g1aa090, août 2020, doi: 10.1093/gigascience/g1aa090.
- [14] P. Moghadam, D. Ward, E. Goan, S. Jayawardena, P. Sikka, et E. Hernandez, « Plant Disease Detection Using Hyperspectral Imaging », in 2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), Sydney, NSW: IEEE, nov. 2017, p. 1-8. doi: 10.1109/DICTA.2017.8227476.

- [15] S.-Y. Zhang, T. Fei, et Y.-H. Ran, « Diagnosis of heavy metal cross contamination in leaf of rice based on hyperspectral image: a greenhouse experiment », in 2018 IEEE International Conference on Advanced Manufacturing (ICAM), Yunlin: IEEE, nov. 2018, p. 159-162. doi: 10.1109/AMCON.2018.8614938.
- [16] D. Story et M. Kacira, « Design and implementation of a computer vision-guided greenhouse crop diagnostics system », *Mach. Vis. Appl.*, vol. 26, no 4, p. 495-506, mai 2015, doi: 10.1007/s00138-015-0670-5.
- [17] P. BORIANNE, G. SUBSOL, et P. CHRISTOL, « Capteurs infrarouge «lowcost» pour l'analyse spectrale des plantes », 2 juillet 2015. [En ligne]. Disponible sur: <https://docplayer.fr/68093114-Capteurs-infrarouge-low-cost-pour-l-analyse-spectrale-des-plantes.html>
- [18] G. Jang et al., « Review: Cost-Effective Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Platform for Field Plant Breeding Application », *Remote Sens.*, vol. 12, no 6, p. 998, mars 2020, doi: 10.3390/rs12060998.
- [19] K. Rantelobo, H. F. J. Lami, A. C. Louk, B. Bernandus, et T. Olviana, « Design implementation of wireless multimedia sensor networks for dryland agriculture », *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2017, no 1, p. 012013, sept. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/2017/1/012013.
- [20] D. Ma, N. Carpenter, H. Maki, T. U. Rehman, M. R. Tuinstra, et J. Jin, « Greenhouse environment modeling and simulation for microclimate control », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 162, p. 134-142, juill. 2019, doi: 10.1016/j.compag.2019.04.013.
- [21] H. A. Ahemd, A. A. Al-Faraj, et A. M. Abdel-Ghany, « Shading greenhouses to improve the microclimate, energy and water saving in hot regions: A review », *Sci. Hortic.*, vol. 201, p. 36-45, mars 2016, doi: 10.1016/j.scienta.2016.01.030.
- [22] D. D. Uyeh et al., « Grid Search for Lowest Root Mean Squared Error in Predicting Optimal Sensor Location in Protected Cultivation Systems », *Front. Plant Sci.*, vol. 13, p. 920284, juill. 2022, doi: 10.3389/fpls.2022.920284.
- [23] S. Henderson, D. Gholami, et Y. Zheng, « Soil Moisture Sensor-based Systems are Suitable for Monitoring and Controlling Irrigation of Greenhouse Crops », *HortScience*, vol. 53, no 4, p. 552-559, avr. 2018, doi: 10.21273/HORTSCI12676-17.
- [24] I.F. Odesola et C. Ezekwem, « The Effect of Shape and Orientation on a Greenhouse: A Review », 2012.
- [25] D. Chen, Y. Lu, Z. Li, et S. Young, « Performance evaluation of deep transfer learning on multi-class identification of common weed species in cotton production systems », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 198, p. 107091, juill. 2022, doi: 10.1016/j.compag.2022.107091.
- [26] A. S. M. M. Hasan, F. Sohel, D. Diepeveen, H. Laga, et M. G. K. Jones, « A Survey of Deep Learning Techniques for Weed Detection from Images ». in *Crop vs weed*. arXiv, 1 mars 2021. Consulté le: 30 mai 2023. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/2103.01415>
- [27] K. Osorio, A. Puerto, C. Pedraza, D. Jamaica, et L. Rodríguez, « A Deep Learning Approach for Weed Detection in Lettuce Crops Using Multispectral Images », *AgriEngineering*, vol. 2, no 3, p. 471-488, août 2020, doi: 10.3390/agriengineering2030032.

- [28] S. I. Moazzam, U. S. Khan, W. S. Qureshi, T. Nawaz, et F. Kunwar, « Towards automated weed detection through two-stage semantic segmentation of tobacco and weed pixels in aerial Imagery », *Smart Agric. Technol.*, vol. 4, p. 100142, août 2023, doi: 10.1016/j.atech.2022.100142.
- [29] A. Abdalla et al., « Fine-tuning convolutional neural network with transfer learning for semantic segmentation of ground-level oilseed rape images in a field with high weed pressure », *Comput. Electron. Agric.*, vol. 167, p. 105091, déc. 2019, doi: 10.1016/j.compag.2019.105091.
- [30] O. Ronneberger, P. Fischer, et T. Brox, « U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation ». arXiv, 18 mai 2015. Consulté le: 25 juin 2023. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1505.04597>
- [31] S. S. Tanavade, S. Kadry, K. Suresh Manic, et G. Balaji, « Extraction and assessment of COVID19 infection in lung CT images using VGG-UNet », *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2318, no 1, p. 012048, août 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2318/1/012048.
- [32] N. Lu et al., « Improved estimation of aboveground biomass in wheat from RGB imagery and point cloud data acquired with a low-cost unmanned aerial vehicle system », *Plant Methods*, vol. 15, no 1, p. 17, déc. 2019, doi: 10.1186/s13007-019-0402-3.
- [33] K. Zou, X. Chen, F. Zhang, H. Zhou, et C. Zhang, « A Field Weed Density Evaluation Method Based on UAV Imaging and Modified U-Net », *Remote Sens.*, vol. 13, no 2, p. 310, janv. 2021, doi: 10.3390/rs13020310.
- [34] S. O. et R. Orth, « Global soil moisture data derived through machine learning trained with in-situ measurements », *Sci. Data*, vol. 8, no 1, p. 170, juill. 2021, doi: 10.1038/s41597-021-00964-1.
- [35] J.-S. Ryu, M.-S. Kim, K.-J. Cha, T. H. Lee, et D.-H. Choi, « Kriging interpolation methods in geostatistics and DACE model », *KSME Int. J.*, vol. 16, no 5, p. 619-632, mai 2002, doi: 10.1007/BF03184811.
- [36] W. Shu-jing, Z. Cheng-ming, L. Ji-ping, Y. Ting, et M. Jing, « Interpolation Method of Soil Moisture Data Based on BMA », in *Computer and Computing Technologies in Agriculture VIII*, D. Li et Y. Chen, Éd., in *Metrics 2D mapping*, vol. 452. Cham: Springer International Publishing, 2015, p. 480-488. doi: 10.1007/978-3-319-19620-6_54.
- [37] R. Gautron, E. J. Padrón, P. Preux, J. Bigot, O.-A. Maillard, et D. Emukpere, « gym-DSSAT: a crop model turned into a Reinforcement Learning environment », 2022, doi: 10.48550/ARXIV.2207.03270.
- [38] R. Tao et al., « Optimizing Crop Management with Reinforcement Learning and Imitation Learning », 2022, doi: 10.48550/ARXIV.2209.09991.
- [39] University of Florida, USA et al., « The DSSAT crop modeling ecosystem », in *Burleigh Dodds Series in Agricultural Science*, Burleigh Dodds Science Publishing, 2019, p. 173-216. doi: 10.19103/AS.2019.0061.10.

Annexe

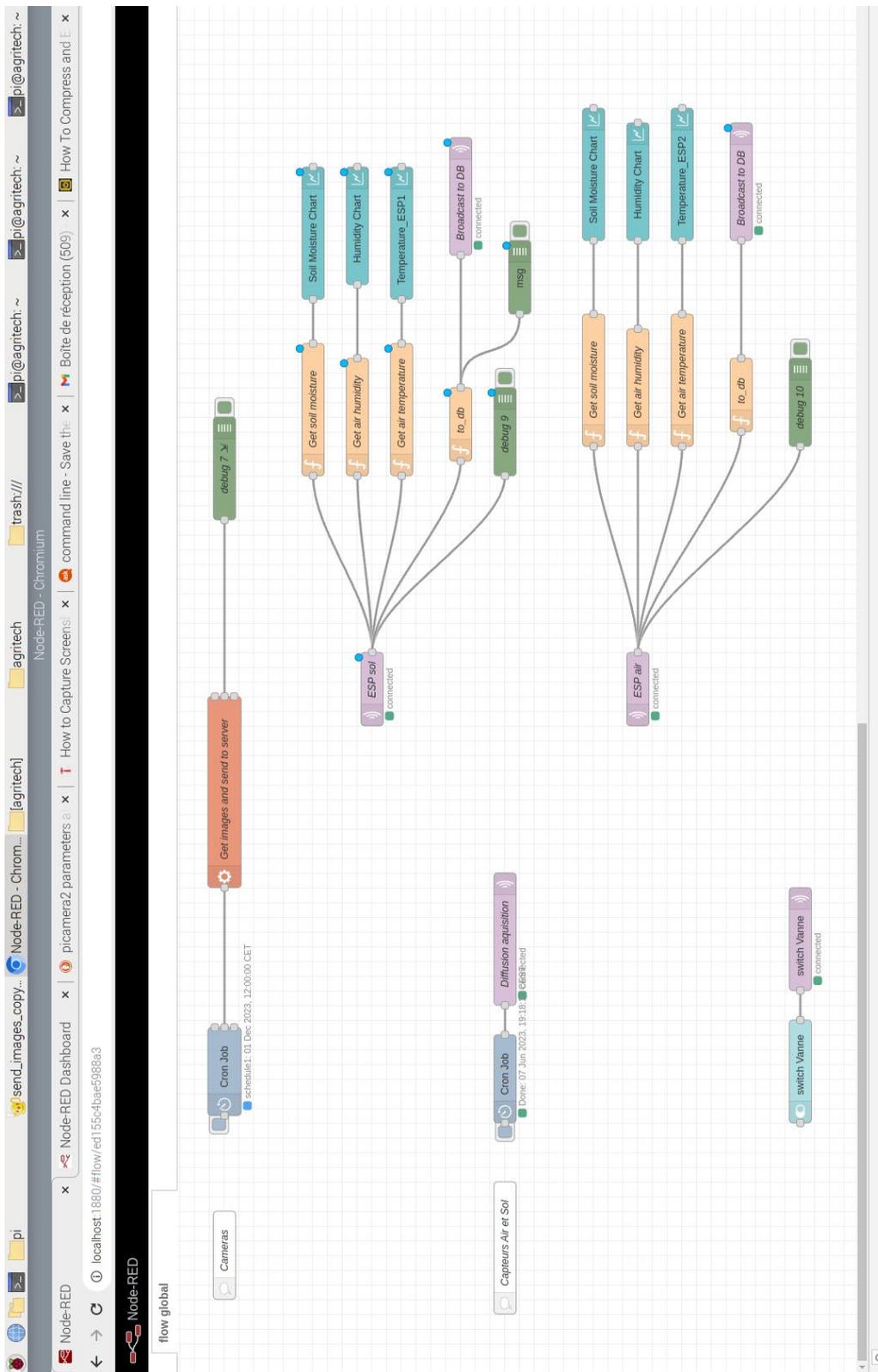


Figure 56: Flow du processus de prélèvement des données via Node Red